



**Tesina de Máster Oficial
Gestión y Valoración Urbana**

***Influencia de los subcentros de empleo sobre los valores residenciales:
Un análisis de la Región Metropolitana de Barcelona***

Estudiante: Carlos Aguirre N.

Constructor Civil

E mail: caguirrn@uc.cl

Director-Tutor: Dr. Carlos Marmolejo D.

Centro de Política de Suelo y Valoraciones UPC

Barcelona, Julio de 2008.

Dedicatoria:

*A mis hijos, José Antonio y Catalina,
a mi esposa Alejandra
por los sacrificios realizados y por su paciencia*

*A mi familia, la inicial, la ampliada y la re-ampliada,
por todo su apoyo*

*A Carlos Marmolejo,
por todo el tiempo, la preocupación, apoyo y guía
A Josep Roca por su apoyo y ayuda*

*A La gente del CPSV,
Jorge Cerda, Claudia Pérez y Manuel Ruiz
por su apoyo y ayuda*

*A La Sra. Michelle Bachelet J., Presidenta de la República de Chile
A Juan José Ugarte, Vicerrector Académico de la UC
A la Escuela de Construcción Civil UC
A Ernesto Fontaine y Sergio Santander por ser mis maestros*

A mis amigos, los nuevos y los antiguos,

*The ball I threw while playing in the park
Has not yet reached the ground.*

D. Thomas

INDICE

Revistas a Publicar	7
Resumen ejecutivo	8
 Capítulo I.- Antecedentes generales	 9
 Capítulo II.- Revisión del estado del arte	 14
1) Análisis de los modelos de identificación existentes	14
2) Curvas de precio y densidad de LTL	21
3) Modelos econométricos de precios hedónicos	23
4) Regresiones espaciales y ponderadas.	28
a.- El modelo espacial Lag.	29
b.- El modelo de error espacial	31
5) El modelo gravitatorio	32
6) Críticas al los modelos existentes y aspectos econométricos	34
 Capítulo III.- Identificación y validación de los subcentros urbanos, aportes para una integración.	 38
 Capítulo IV.- Discusión y resultados	 47
1) Identificación de subcentros	47
a) Regresiones paramétricas .(set 1 al 4)	48
b) Métodos Umbrales, Gulianno - Small y García López.(set 5 y 6)	54
c) Regresiones espaciales.(set 7 y 8)	57
d) Modelo gravitatorio, constreñido en origen. (set 9 y 10)	59
e) Resumen de los candidatos a subcentros	62
2) Validación de los subcentros	65
a) Desde la Densidad de lugares de trabajo localizado.	66
b) Desde la movilidad	67
i) Absoluta	67
ii) Indicadores de atracción de flujos	68
iii) Interacción	75
c) Desde los valores residenciales	77
i) Comparación de medias entre subcentros y no subcentros.	85
ii) Análisis de precios hedónicos	86
 Capítulo V.- Conclusiones, limitaciones y proyecciones.	 101
 Bibliografía	 104

Índice de Tablas

Tabla N° 1	Clasificación de métodos de identificación según Muñiz 2003	17
Tabla N° 2	Clasificación de métodos de identificación según Muñiz 2003(Continuación)	18
Tabla N° 3	Clasificación de métodos de identificación según McMillen,2003.	19
Tabla N° 4	Clasificación de métodos de identificación según Roca, 2007.	20
Tabla N° 5	Asociación de los modelos propuestos a sus referentes teóricos	39
Tabla N° 6	Asociación de la definición de subcentro a la metodología empleada	40
Tabla N° 7	Estadística Descriptiva de los datos por municipio	44
Tabla N° 8	Estadística Descriptiva de los datos por municipio	44
Tabla N° 9	Resultados de estimación de los curvas de densidad, distancia a Barcelona para densidad LTL	44
Tabla N° 10	Resultados de estimación de los curvas de densidad, distancia a Barcelona para densidad vectorial	45
Tabla N° 11	Resumen de los modelos a estudiar	47
Tabla N° 12	Resumen de regresiones paramétricas	48
Tabla N° 13	Resumen de regresiones espaciales Spatial Lag	58
Tabla N° 14	Resultados de calibración modelos gravitacionales	60
Tabla N° 15	Candidatos a subcentros seleccionados en más de 5 métodos.	63
Tabla N° 16	Candidatos a subcentros seleccionados por menos de 5 métodos.	64
Tabla N° 17	Resultados de calibración modelos gravitacionales	66
Tabla N° 18	Resultados de calibración modelos gravitacionales	67
Tabla N° 19	Medidas de autocontención, autosuficiencia y total de LTL por cada sistema de identificación	68
Tabla N° 20	Medias y media robusta de flujos atraídos a cada set de subcentros	69
Tabla N° 21	Indicadores de movilidad de los set de subcentros	70
Tabla N° 22	Percentiles de los flujos entrantes por cada set de subcentros	71
Tabla N° 23	Resultados de calibración modelos gravitacionales	75
Tabla N° 24	Relación entre la distancia, precios y densidades de trabajadores.	78
Tabla N° 25	ANOVA de un factor para cada set de subcentros	84
Tabla N° 26	Test de WMW de un factor para cada set de subcentros	85
Tabla N° 27	Descriptivos de la base inicial	86
Tabla N° 28	Sumario del modelo de regresión base	87
Tabla N° 29	ANOVA	87
Tabla N° 30	Coefficientes de la regresión y diagnósticos de significancia y multicolinealidad	88
Tabla N° 31	Estadísticas de residuos.	88
Tabla N° 32	Resumen de modelos por set	89
Tabla N° 33	Resumen de modelos por set, regresión por OLS ponderados. Queen 1	91
Tabla N° 34	Resumen de modelos por set, regresión por Spatial Lag. Queen1	91
Tabla N° 35	Resumen de modelos por set, regresión por Spatial Error, Queen1	92
Tabla N° 36	Estadística descriptiva de los valores agregados a la regresión	94
Tabla N° 37	Resumen del modelo	95
Tabla N° 38	ANOVA	95
Tabla N° 39	Coefficientes de la regresión	95
Tabla N° 40	Resumen de modelos por set	96
Tabla N° 41	Coefficientes por Subcentro, para explicación del precio	99

Índice de Figuras

Figura N° 1	Modelos teóricos de precio ante la presencia de subcentros.	23
Figura N° 2	Cambios en el sentido de las curvas de diferentes aspectos del mercado de la vivienda	37
Figura N° 3	Esquema general de la metodología propuesta	39
Figura N° 4	Explicación de medida vectorial	41
Figura N° 5	Vectores de Densidad ficticia para la RMB	42
Figura N° 6	Relaciones entre los Vectores de Densidad ficticia y la densidad de LTL, para la RMB	42
Figura N° 7	Relaciones entre los Vectores de Densidad ficticia, la densidad de LTL, y la distancia a Barcelona	43
Figura N° 8	Estimación de curvas para Densidad de LTL	45
Figura N° 9	Estimación de curvas para Densidad vectorial de LTL	46
Figura N° 10	Candidatos a Subcentro Modelo Exponencial Logaritmico para densidad de LTL (Set 1)	50
Figura N° 11	Candidatos a Subcentro Modelo Exponencial Logaritmico para densidad de Vectorial (Set 2)	51
Figura N° 12	Candidatos a Subcentro Modelo Exponencial gravitacional para Densidad de LTL (Set 3)	52
Figura N° 13	Candidatos a Subcentro Modelo Exponencial gravitacional para densidad de Vectorial (Set 4)	53
Figura N° 14	Selección de candidatos mediante modelo de Guliano y Small	55
Figura N° 15	Candidatos a Subcentro Modelo umbrales d Guliano y Small (Set 5)	55
Figura N° 16	Selección de candidatos mediante modelo de García López	56
Figura N° 17	Candidatos a Subcentro Modelo umbrales d García López (Set 6)	56
Figura N° 18	Candidatos a Subcentro Modelo regresión Spatial Lag densidad de LTL (Set 7)	58
Figura N° 19	Candidatos a Subcentro Modelo regresión Spatial Lag densidad vectorial (Set 8)	58
Figura N° 20	Esquema de optimización del modelo gravitacional	59
Figura N° 21	Candidatos a Subcentros Modelo Gravitatorio de Flujos (Set 9)	61
Figura N° 22	Candidatos a Subcentros Modelo Gravitatorio de LTL (Set 10)	61
Figura N° 23	Candidatos a Subcentros, según la cantidad de modelos sobre los cuales fueron elegidos.	62
Figura N° 24	Candidatos a Subcentros	63
Figura N° 25	Formulación de las medidas de distancias	66
Figura N° 26	Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros.	72
Figura N° 27	Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros, según regresiones paramétricas.	72
Figura N° 28	Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros, según Umbrales	73
Figura N° 29	Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros, según regresiones espaciales	73
Figura N° 30	Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros, según método gravitacional	74
Figura N° 31	Rankings de cada set en base a los indicadores I1 e I2	74
Figura N° 32	Grafico de Densidad, precios medios y distancia a Barcelona	79
Figura N° 33	Grafico de Densidad, precios medios y distancia a Barcelona	80
Figura N° 34	Cartografía de precios medios, densidades y total de LTL por municipio	81
Figura N° 35	Cartografía de precios medios y subcentros	82
Figura N° 36	Cartografía de precios medios, subcentros y densidades de precios	83
Figura N° 37	Histogramas y distribución de los residuos	88
Figura N° 38	Histogramas y distribución de los residuos.	88
Figura N° 39	Factor de corrección y ajuste de regresiones según Spatial lag	93
Figura N° 40	Factor de ponderación de los residuos y ajuste de regresiones según Spatial error	93
Figura N° 41	Histogramas y distribución de los residuos	96

REVISTAS A PUBLICAR:

Esta tesina se ha realizado de forma tal de obtener dos artículos, el primero se enviará en la conferencia XI EURA CONFERENCE, a realizarse en Milán, en Octubre. , el resumen elaborado en el mes de mayo con los resultados a la fecha, ha sido aceptado, con un énfasis en la determinación de subcentros y su efecto en los precios de la vivienda.

Una versión resumida de la investigación, enfocada principalmente a los precios inmobiliarios, se enviará a la Revista de la Construcción, de la Escuela de Construcción Civil UC, de la Pontificia Universidad Católica de Chile, Indexada en ISI.

Además, una versión detallada de la identificación de subcentros por la medida vectorial, se presentará para su evaluación en Ciudad y Territorio, y Estudios Territoriales.

Efectos de los subcentros urbanos en los valores inmobiliarios. Estudio de caso de la RMB.

Effects of labor subcentres in urban property values. Case study of the RMB

Resumen:

En ese estudio se busca explorar los modelos de identificación y selección de subcentros urbanos, aplicándolos en la Región metropolitana de Barcelona. En ese sentido plantea una visión integrada de los valores de densidad denominada densidad vectorial. Asimismo se prueba que los valores de densidad vectorial son más eficientes en la identificación de subcentros en los casos de utilizar métodos de regresión paramétricos, ponderados y espaciales de retardo (spatial lag). En ese sentido y para la región metropolitana de Barcelona se ha identificado un set de 15 subcentros, correspondiente a los residuos positivos de una regresión paramétrica exponencial negativa. Este set, demuestra ser el más eficaz en términos generales, al explicar los mantos, la movilidad y los precios

Fuera de lo anterior, se prueba que no es posible validar los un modelo hedónico de precios, considerando las distancias a los subcentros como variable explicativa, dado que los modelos presentan multicolinealidad.

Palabras claves:

Subcentros de empleo, densidad de empleos, precios hedónicos,

Abstract:

The study seeks to explore models for the identification and selection of urban subcenters applied in the metropolitan region of Barcelona. In this connection raises an integrated vision of the values of density called vector density. Is also evidence that the vector density values are more efficient in identifying sub-centres in cases of using regression parametric methods, and weighted space Delay (spatial lag). In that sense, and for the metropolitan area of Barcelona has identified a set of 15 subcentres, corresponding to waste a positive regression parametric exponential negative. This set proves to be the most effective in general terms, explaining the robes, mobility and prices Outside the foregoing, it is proof that it is not possible to validate a model hedonic pricing, considering the distances to subcenters as explanatory variable, since the models presented multicollinearity.

Keywords:

Workers subcentres, employ density, hedonic prices

Capítulo I.- Antecedentes generales

La investigación se enmarca en el desarrollo de un proyecto doctoral que tiene como objetivo explorar los modelos de económicos y econométricos asociados a la conformación y la evolución de las ciudades. En esta primera etapa de discusión, en el marco de la tesina del máster oficial, se establecen los lineamientos teóricos y la calibración inicial de modelos de identificación de subcentros laborales en una metrópolis, incorporando validaciones de ellos en base a las densidades de trabajadores, la movilidad, y precio de viviendas. En la etapa doctoral, se estudiará el impacto de los supuestos de determinación de subcentros, como ellos se pueden precisar, por un lado, además de estudiar la generación mercados y sub mercados en base a esta estructura metropolitana para finalmente establecer en las formas funcionales y econométricas necesarias para incorporar factores socioeconómicos y pasar a la explicación de las diferentes divergencias esperables.

Esta investigación consta en sus dos partes, ambas de un diseño no experimental, con un carácter correlacional, de corte transversal.

Las preguntas dirigen la investigación, en el marco del máster oficial son las siguientes:

*¿Cómo identifican los subcentros urbanos en un entorno metropolitano?, y
¿qué factores se deben tomar en cuenta para su validación?*

Asimismo, el objetivo general de la investigación es: "Establecer una serie de metodologías e indicadores para la identificación de subcentros urbanos y su relación con los valores residenciales."

En forma específica, se desarrollaron los siguientes objetivos:

1. Desarrollar una propuesta de clasificación crítica de los modelos de identificación y análisis de subcentros en un sistema metropolitano.
2. Identificar candidatos a subcentros en un área metropolitana.
3. Evaluar los efectos que tiene los subcentros en la densidad, la movilidad y en los precios de situación, con miras a identificar al grupo más definido de subcentros.

Desde 1800 hasta la actualidad, para explicar los fenómenos económicos que se viven en la ciudad y como ellos evolucionan se piensa en la denominada “estructura económica de la ciudad”, desde acercamientos transversales a la economía, la geografía y el urbanismo. Se busca integrar muchas variables en modelos simplificados, que por su elegancia y facilidad de interpretación, logran explicar los macro fenómenos urbanos, como la aglomeración de trabajadores en determinadas zonas, la especialización del espacio. Estos modelos explicativos, parten desde el modelo de Von Thunen de 1826 con una fuerte carga agrícola, hasta la actualidad donde se discute sobre la auto organización de la economía del espacio. Sin embargo, todas estas aproximaciones al fenómeno nacen de dos preguntas (Fujita, 2000):

- a) ¿cómo habría que distribuir el suelo que rodea a una ciudad con el fin de minimizar los costos de producción y transporte? y
- b) ¿cuál es la distribución real del suelo en base a sus distintos usos?

Para dar respuesta a estas interrogantes, se identifican tres vertientes teóricas, la primera asociada a Von Thunen, una a A. Weber, centrada en la industria y la optimización de sus costes de producción y una tercera asociada a los postulados de Christaller y Lösch, que tienen su representación en la actualidad en los trabajos de la autoorganización (Krugman, 1997).

Alonso, (1964) evocando a Von Thunen, ya planteaba el hecho de que los “commuters”¹ presentaban un comportamiento monocéntrico desde el distrito de negocios centrales hacia la periferia, estableciendo un “Bid rent”, para cada localización en la ciudad. Este concepto se utiliza hasta la actualidad para el análisis de ciudades y los efectos de la congestión y estimación de curvas de uso de suelo y precio (Fujita, 2000). Sin embargo, la clave de estos procesos estaba en las estructuras productivas de las ciudades y como se adecuaban a las revoluciones tecnológicas dominantes (Ascher, 2004), por lo cual su estructura está en permanente cambio.

Al aparecer los conceptos de economías de externalidad (Fujita y Thiesse, 1997) o de cómo la economía auto organiza el espacio en base a la competencia entre los agentes generando zonas de concentración que permiten admitir que los modelos presentan una evolución en base a equilibrios inestables y competencias monopolísticas, configurando un entorno

¹ Viajeros de cercanías hacia el CBD.

urbano más cercano a una estructura de centros y subcentros especializados (Fujita y Ogawa, 1986).

Sin embargo, existen otros fenómenos recogidos en la Teoría de segmentación de mercados (Roca, 1982), donde se establece la contradicción de los supuestos de los modelos locacionales o de accesibilidad, traducándose en la generación de monopolios de suelo o segmentos de mercado que constituyen submercados y por ende, en fragmentos donde la teoría locacional no funciona de manera isótropa a lo largo del territorio.

Al verse enfrentada a factores de identitarios e históricos, restricciones de edificación, factores ambientales, entre otros, el concepto de "bid rent" se modifica y distorsiona la modelación solamente por accesibilidad. Por tanto, la aproximación metodológica debe tener en cuenta a la ciudad debe ser desde la modelación de una realidad fragmentada, donde existe un centro pero a la vez, se generan subcentros de atracción tanto funcional como sociocultural.

Esta capacidad funcional de los centros y subcentros, dependerá factores intrínsecos al sitio, pero también de la capacidad de acceder a ellos y como se conectan con el resto de la metrópolis funcional². Por lo cual, la eficacia de las líneas de transporte como sus niveles de eficiencia o servicio, serán de importantes para la consolidación de un sector determinado (Gordon, 1996)

En este contexto se logra establecer una definición (Mc Donald, 1985) de subcentro, como el lugar donde se produce un segundo "peak" en una función de densidad neta de trabajadores o de población. Siguiendo esta línea, Mc Millen (2003) amplía la definición a dos ámbitos, uno donde explicita su relación con el entorno, al decir que es un sitio donde existe una mayor densidad respecto al resto de los sitios y por otro, es el lugar donde tiene un efecto en la función de densidad del entorno. Roca (2007) amplía aun más la definición agregándole un aspecto más sistémico a esta identificación, al considerarlo una parte vertebradora de un subsistema urbano, dentro de una estructura metropolitana.

En los últimos años, se han desarrollado aproximaciones teóricas empíricas al tema de los subcentros y centros urbanos, ha buscado interpretaciones desde varios ángulos, Muñiz (2003), establece que si bien, todos los métodos han

² Se encuentra implícito que la policentralidad se entenderá en un ámbito metropolitano funcional.

hecho aportes positivos al ámbito, todos presentan aspectos arbitrarios de delimitación del subcentro, como el número de habitantes, la retención de viajes, el número de empleados, entre otras, que hacen difícil su análisis en profundidad.

White(1999), establece una definición de modelos de identificación que consideran factores exógenos y endógenos a la formación de los subcentros, siendo los que estudian el empleo y su localización/deslocalización los exógenos y al contrario los endógenos se deben a la interacción entre las economías de aglomeración y los costos de transporte. En esa lógica, Roca, et al (2007) y Muñiz, (2003 a) y (2005) establecen una clasificación con base en los criterios de identificación, desde las funciones de densidad, pero en ambos casos difieren en el análisis por sus diferentes aproximaciones. Mientras Muñiz(2003) comprueba que Barcelona es una ciudad policéntrica y presenta los riesgos de una expansión, sin ejercer un análisis crítico de los modelos, Roca et al(2007), presentan una conclusión contundente al asociar la identificación de los subcentros a la movilidad entre residencia y trabajo, entroncándose con la presentación de O'Sullivan (2007), sobre un territorio donde los subcentros son de diferentes potencias en base al destino de sus actividades y Betaud (2004) que plantea que las fuerzas que forman y mantienen el subcentro nacen de la de la eficiencia y eficacia del sistema de transporte. En ese mismo sentido, Roca (2007), plantea una comparación numérica de los diferentes criterios de identificación y modelos o formas funcionales de la densidad, concluyendo que la función exponencial negativa y potencial inversa, junto con un modelo asociado a la movilidad son los adecuados para el análisis de la realidad de Barcelona.

Otra vertiente explotada, es la generación de las llamadas Cubic Spline (Andreson, 1982 y Muñiz 2003 b), donde implanta la presencia de "grumos" o anomalías locales de densidad. Sin embargo, se debe destacar (García, 2004), que sus coeficientes, al contrario de las funciones tradicionales, no presentan una interpretación directa, siendo interpretable solamente el termino libre como la densidad del CBD de forma directa.

Las funciones de densidad presentan algunas deficiencias al intentar explicar las densidades residenciales y los precios, dado que en la mayoría de los modelos la variable escogida ha sido normalmente la densidad de población (también la de empleo). En lo referente al comportamiento de los consumidores, este tipo de modelos ha analizado la localización del consumidor, el área de atracción de trabajadores del centro principal y de los subcentros y el comportamiento de la renta del suelo; pero no la densidad de población. Desde la aparición del modelo de Fujita y Ogawa (1986) puede seguirse dicha estrategia en modelos teóricos posteriores (Sullivan, 1986; Fujita et al., 1997). Lo cierto es que prefijar un nivel de densidad constante para ciertos intervalos (Muñiz, 2005) no tiene porqué comportar una inoportuna indefinición respecto al impacto esperado de los subcentros de empleo sobre la densidad de población. Basta con suponer que la elasticidad de la demanda compensada de vivienda es constante para que las predicciones teóricas sobre el comportamiento espacial de la renta del suelo sean cualitativamente idénticas a las de la densidad de población.

Desde esta perspectiva, los modelos de identificación y validación de subcentros, requieren de una adaptación y a su vez de una organización crítica de sus supuestos y validaciones.

Capítulo II.- Revisión del estado del arte

El presente estado del arte, se divide en seis puntos asociados a las dimensiones teóricas que se requieren para cumplir con los objetivos específicos. En un primer lugar, la Identificación, clasificación y crítica a los modelos de identificación y validación de subcentros (punto 1); para pasar posteriormente, a su relación con los precios y la densidad de trabajadores (punto 2), la teoría de precios hedónicos (punto 3), regresiones espaciales (punto 4), el modelo gravitatorio (punto 5) y una síntesis final (punto 6).

1) *Análisis de los modelos de identificación existentes*

Diferentes autores han desarrollado análisis sobre las familias de métodos de identificación de subcentros urbanos, sin embargo, cada una de ellas ha aportado nuevamente con la incorporación de más condiciones o nuevas familias. MC Millen(2003), explicita que no es necesaria mente fácil identificar los subcentros de antemano, ya que se conjugan varias variables difíciles de sintetizar en un análisis.

En ese sentido, la pregunta central e inicial es "¿Que es un subcentro?" y sobre qué sistema de conceptos estamos navegando para definir el tipo y los niveles de análisis necesarios para su identificación. Por ejemplo, McMillen y McDonalds (2001), definen un subcentro en base a dos parámetros propios de la densidad de trabajadores:

- 1.- Un punto singular de densidad
- 2.- Que ejerce una influencia en la densidad de su entorno.

Estos parámetros establecen una relación funcional de los lugares de trabajo, obviando la existencia de ciudades dormitorio y en su defecto, subcentros donde sus densidades de trabajadores comerciales industriales o profesionales, cambien y se transpongan los tipos de trabajadores, siendo zonas de servicio y residencia y no necesariamente una zona donde se establezcan como subcentros.

Ante eso, Roca (2007) agrega un corolario a esta definición incluyendo una función de vertebración en un sistema territorial. O sea que fuera de ser un

punto singular y contar con una influencia en los sectores aledaños, debe ser capaz de conformar un punto relevante en términos de la estructura de viajes, residencia y mercados inmobiliarios. En ese sentido, es posible que se establezcan incluso factores socioculturales para definir un subcentro, como por ejemplo la pertenencia o identidades de los habitantes o trabajadores de un lugar o municipio.

Estas definiciones han estado subyacentes al fenómeno y de hecho se han hecho parte de los significativos intentos de establecer una identificación certera de subcentros.

Así, las aproximaciones se pueden resumir en dos grandes familias en base a los parámetros con que identifican a los subcentros, las que trabajan con la Densidad de trabajadores, o población, y sus derivaciones; y por otro lado las que trabajan con la movilidad o los flujos de trabajadores. Si bien ambas son caminos convergentes, ya que dan cuenta del mismo fenómeno, las aproximaciones han sido diferentes.

Muñiz (2003), se han generado un primer acercamiento completo a una taxonomía de métodos de identificación (tabla N°1), los cuales, han sido tratados desde el criterio a utilizar para su identificación. Generando al mismo nivel de desagregación, las estimaciones basadas en la densidad y en la movilidad de un territorio. En ese sentido, esa es quizás su principal debilidad, al mostrar la igualdad de condiciones los modelos de movilidad, basadas en los flujos de conmuting y las densidades de viajes, con los métodos basados en los residuos de regresiones paramétricas o no paramétricas, incluso espaciales. Si bien esto no es un error heredado a la identificación, o sea no lleva a identificaciones poco eficaces, es importante destacar que una hipótesis de identificación debería estar basada en las diferentes dimensiones del análisis, y de hecho, debe ser capaz de dar respuesta a las hipótesis que subyacen en la idea de un subcentro.

Desde otro ángulo, McMillen(2002), afirma que las ciudades ya no son monocéntricas, por lo cual los modelos basados en Alonso y Muth, deberían ser revisados y revisitados desde sus supuestos básicos. Establece una agrupación de los métodos de identificación de subcentros, entre los tradicionales y los semi paramétricos. En los primeros, trata ampliamente los de umbrales y residuos, tanto en su forma paramétrica como no paramétrica. En

los segundos, los semiparamétricos, incorpora desde el trabajo de Robinson (1988), un método que consta de dos pasos:

- 1) la generación de una regresión ponderada localmente (LWR o GWR), el análisis de sus residuos, y
- 2) después la comprobación de el aumento de los valores de la regresión, al incorporar el factor de distancia a los subcentros.

Posteriormente el mismo McMillen (2003), plantea una clasificación en dos ámbitos, uno de conocimiento empírico previo a la identificación, un segundo asociado a métodos con mayor rigor estadístico, donde incorpora los de cortes e umbrales de densidad al mismo nivel que los basados en las regresiones paramétricas y no paramétricas. En ese sentido, explícitamente hace mención a las ventajas de los umbrales definidos por Guliano y Small(1991), dado que al combinarlo con un conocimiento de la realidad a analizar, es fácil eficaz.

Cabe destacar que en aquel estudio el objetivo era incorporar efectos temporales, su discusión del caso de Chicago del 1970 a 2020(McMillen y Lester, 2003), donde el modelo de umbrales es particularmente útil por su facilidad de utilización para una zona donde el corte del umbral es conocido.

En ese caso (McMillen, 2003b), utiliza series de Fourier para descomponer las series de valores de densidad y precios, con miras a agudizar los valores de los subcentros como puntos anómalos a una función monocéntrica, obteniendo aumentos de sus ajustes, expresados en aumento de los coeficientes de Pearson al cuadrado y ajustados, respecto a las regresiones iniciales. En ese sentido, cabe destacar que en algunos de sus trabajos posteriores (McMillen,2003b y McMillen yLester,2003b), mejora este indicador, colocando valores inversos y cuadrados inversos de las distancias a los subcentros.

Cabe destacar que tanto Muñoz como McMillen, no incorporan condiciones de movilidad o interacción entre los diferentes territorios analizados al aplicar su análisis. En contrapunto, para el análisis de los subcentros de la región metropolitana de Barcelona, Roca, Marmolejo y Moix (2007), identifican cinco líneas metodológicas de para la generación de candidatos a subcentros (Tabla N°3), a la cual agregan la generación de protosistemas urbanos, en base a la máxima interacción entre ellos, rescatando a Gordon y Richardson (1986) y basados en el índice de interacción de Coombes y Openshaw(1982).

Tabla N° 1
Clasificación de métodos de identificación según Muñiz 2003.

Metodología	Trabajo	Variable	Criterio
A priori	Greene (1980)	Medidas oficiales	Subcentros propuestos por alguna agencia oficial
	Griffith (1981)		
	Erickson (1986)	Población	Tamaño mínimo de población
	Martori y Suriñach (2002)		
	Baerward (1982)	Ubicación de Lugares de transporte	Polos en nodos de transporte
	Erickson y Gentry (1985)		
	Muñiz et al (2003)		
	Dunphy (1982)	Densidad de empleo, población factores urbanos, etc.	Estudios de casos con batería indicadores
	Scott (1988)		
	Cervero (1989)		
	Bender y Kwang (1985)	Densidad de empleo Densidad de Población	Propuesta de candidatos a priori y validación mediante significancia estadística de función de densidad de empleo o población
	Heikkila et al (1989)		
	Dowall y Treffeisen (1991)		
	Shukla y Waddel (1991)		
Flujos de movilidad	Bourne (1989)	Flujos de commuting	Inspección visual
	Burns et al (2001)	Saldo viajes residencia-trabajo	Saldo neto positivo
	Clark y Kuijpers-Linde (1994)	Densidad de generación de viajes	Áreas con una densidad de generación de viajes > 0.8 desviación estándar
	Gordon y Richardson (1996)		
Umbrales	Guliano y Small(1991)	Densidad de empleos	Dempleo>25 empleos/hect Empleos >10.000
	Song (1994)	Densidad de empleos	Dempleo>37 empleos/hect Empleos >35.000
	Cerveró y Wu(1997)	Densidad de empleos	Dempleo>17 empleos/hect Empleos >10.000
	McMillen y Mcdonalds (1997)(1998)	Densidad de empleos	D empleo>25 empleos/hect Empleos >10.000 Gradiente desde subcentro, negativa y significativa
	Bogart y Ferry(1999))	Densidad de empleos	Dempleo>20 empleos/hect Empleos >10.000
	Andreson y Bogart(2001)	Densidad de empleos	Dempleo>20 empleos/hect Empleos >10.000
	Shearmur y Coffey (2002)	Densidad de empleos Densidad de Población	Empleo > 5000 Empleo/poblacion > 1
	McMillen y Lester (2003)	Densidad de empleos	De=15 empleos/acre L=10000

Fuente: Elaboración propia en base a Muñiz, I. "Barcelona: Ciudad Policéntrica", Working Paper , Universidad Autónoma de Barcelona 2003

Tabla N° 2
Clasificación de métodos de identificación según Muñiz 2003(Continuación)

Metodología	Trabajo	Variable	Criterio
Picos	McDonald (1987)	Densidad e Empleo y Poblacion	Dos indicadores: Densidad bruta ocupación y ratio empleos-población
	McMillen (1996)	Densidad e Empleo y Poblacion	Estimación no paramétrica (LWR)distribución densidad bruta de empleo
	Craig y Ng (2001)	Densidad e Empleo y Poblacion	Estimación no paramétrica (QSS) Distribución densidad bruta empleo
	Muñiz et al. (2003)	Densidad e Empleo y Poblacion	Óptimo local función de densidad Cubic Spline
	Muñiz et al. (2003)	Densidad e Empleo y Poblacion	Efecto significativo del candidato en el gradiente de la población
Residuos	McDonald y Prather (1994)	Densidad e Empleo y Poblacion	Función exponencial negativa y residuos positivos significativamente >0
	McMillen (2001)	Densidad e Empleo y Poblacion	Estimación no paramétrica (LWR) y residuos positivos
	McMillen (2003)	Densidad e Empleo y Poblacion	Estimación no paramétrica (LWR) y residuos positivos
	McMillen y Smith (2003)	Densidad e Empleo y Poblacion	Idem McMillen (2002), pero verificando subcentros mediante modelo Poisson
Econometría Espacial	Baumont y Le Gallo(2004)	Densidad de empleo	Indices de Moran anormales en Analisis LISA
	Guillam(2004)	Densidad e Empleo y Poblacion	Indices de Moran Local y Total

Fuente: Elaboración propia en base a Muñiz, I. "Barcelona: Ciudad Policéntrica", Working Paper , Universidad Autónoma de Barcelona 2003

Además, con con el objeto de medir la eficiencia de los modelos y establecer las comparaciones con los métodos identificados en la literatura, incorpora Muniz el cálculo de mantos de densidad e interacción de los sistemas identificados densidad de la misma forma de McMillen (2004) y la generación de tres índices que muestran la movilidad de cada sistema de subcentros. En esa línea concluyen que no se ha establecido una comprensión efectiva del fenómeno del policentrismo urbano, y como este se articula en base a los mercados de trabajo y empleo.

Tabla N° 3
Clasificación de métodos de identificación según McMillen, 2003.

Metodología	Trabajo	Variable	Criterio
A priori	Bender y Kwang (1985)		
	Heikkila et al (1989)	Densidad de empleo	Propuesta de candidatos a priori y validación mediante significancia estadística de función de densidad de empleo o población
	Dowall y Treffeisen (1991)	Densidad de Población	
	Shukla y Waddel (1991)		
Procedimientos Objetivos	Guliano y Small (1991)	Densidad de empleos	Dempleo > 25 empleos/hect Empleos > 10.000
	McMillen y McDonalds (1997)(1998)	Densidad de empleos	Dempleo > 25 empleos/hect Empleos > 10.000 Gradiente desde subcentro, negativa y significativa
	McDonald (1987)	Densidad e Empleo y Población	Dos indicadores: Densidad bruta ocupación y ratio empleos-población
	McMillen (1996)	Densidad e Empleo y Población	Estimación no paramétrica (LWR) distribución densidad bruta de empleo
	Craig y Ng (2001)	Densidad e Empleo y Población	Estimación no paramétrica (QSS) Distribución densidad bruta empleo
	McDonald y Prather (1994)	Densidad e Empleo y Población	Función exponencial negativa y residuos positivos significativamente > 0
	McMillen (2001)	Densidad e Empleo y Población	Estimación no paramétrica (LWR) y residuos positivos
	McMillen y Smith (2003)	Densidad e Empleo y Población	Idem McMillen (2002), pero verificando subcentros mediante modelo Poisson
	Baumont y Le Gallo (2004)	Densidad de empleo	Indices de Moran anormales en Analisis LISA

Fuente: Elaboración propia en base a McMillen (2001) y McMillen (2003)

Tabla N° 4

Clasificación de métodos de identificación según Roca, 2007.

Metodología	Trabajo	Variable	Criterio
Picos de densidad de empleo en zonas contigua	McDonald (1987)	Densidad e Empleo y Población	Dos indicadores: Densidad bruta ocupación y ratio empleos-población
	McDonald y Mc Millen (1990)	Densidad e Empleo y Población	Identificación de picos de densidad mediante SIG
	Gordon Y Richarson(1986)	Flujos de commuting	Significancia de la movilidad de los subcentros
Umbrales	Guliano y Small(1991)	Densidad de empleos	D empleo >25 empleos/ha Empleos >10.000
	Greene(1980)	Densidad se empleos	Densidad mayor al doble de la media
	Song (1994)	Densidad de empleos	D empleo>37 empleos/ha Empleos >35.000
	Cerveró y Wu(1997)	Densidad de empleos	D empleo>17 empleos/ha Empleos >10.000
	McMillen y McDonalds (1997)	Densidad de empleos	D empleo>25 empleos/ha Empleos >10.000 Gradiente desde subcentro, negativa y significativa
	Bogart y Ferry(1999))	Densidad de empleos	D empleo>20 empleos/ha Empleos >10.000
	Andreson y Bogart(2001)	Densidad de empleos	D empleo>20 empleos/ha Empleos >10.000
	Shearmur y Coffey (2002)	Densidad de empleos Densidad de Población	Empleo > 5000 Empleo/población > 1
	McMillen y Lester (2003)	Densidad de empleos	De=15 empleos/acre L=10000
	Garcia Lopez(2007)	Densidad de empleos	LTL superior al 1% del sistema Densidad mayor a la media del sistema
Métodos paramétricos	McDonald y Prather (1994)	Densidad e Empleo y Poblacion	Función exponencial negativa y residuos positivos significativamente>0
Métodos no paramétricos	McMillen y McDonalds (1998)	Densidad de empleos	Estimación no paramétrica (LWR)distribución densidad bruta de empleo
	McMillen(2001)	Densidad de empleos	Estimación no paramétrica (LWR)distribución densidad bruta de empleo en dos etapas
Flujos de movilidad	Bourne (1989)	Flujos de commuting	Inspección visual
	Burns et al (2001)	Saldo viajes residencia-trabajo	Saldo neto positivo
	Gordon y Richardson (1996)	Densidad de generación de viajes	Áreas con una densidad de generación de viajes> 0.8 desviación estándar
	Aguilera(2005)	Flujos de commuting	Atracción del 85% del sistema

Fuente: Elaboración propia en base a Roca, Moix, Marmolejo,(2007))

2) *Curvas de precio y densidad de LTL*

En los modelos policéntricos la presencia de un subcentro suele generar un impacto positivo sobre la población en las zonas próximas, por lo que cabría esperar el mismo efecto sobre la renta del suelo.

En cuanto a los trabajos teóricos que han reformulado el Modelo de Ciudad Central, son pocos, pero valiosos, los casos en que se han incorporado elementos propios del Modelo de Renta Ofertada, permitiendo con ello abordar aspectos relacionados con la renta del suelo o la densidad que quedaban fuera del modelo tradicional (Henderson, 1974; Fujita y Thisse, 1986). La mayor parte de trabajos donde se analiza el impacto de los subcentros sobre el gradiente de densidad han utilizado la densidad del empleo, no la de población, como variable dependiente. Rompiendo con esta pauta, Dowall y Treffeisen (1991) y McMillen y Lester (2003) encuentran evidencia empírica favorable a la existencia de una relación negativa entre densidad residencial y distancia al subcentro, aunque, en el primer caso, cuantitativamente menor a la que se da entre renta del suelo y distancia al subcentro.

Otros trabajos, (Muñiz y Galindo 2001 y Zheng 1991), han desarrollado estimaciones de funciones de densidad, en base a Cubil Spline, para explicar las densidades residenciales, con diferentes resultados y apreciaciones de las virtudes de esta forma funcional.

Los modelos teóricos y la evidencia empírica permiten sostener, al menos provisionalmente, que el efecto esperado de la proximidad a un subcentro de empleo incide positivamente sobre la densidad de población y por ende en los valores inmobiliarios.

En el caso de los precios, se entenderá por precio de situación, en que se obtiene por estar en una localización determinada reflejando la renta monopólica del suelo, en condiciones de escasez (Roca, 1982).

En el caso de ciudades monocéntricas, como Santiago de Chile, (Aguirre, 2007), se ha probado que funciones exponenciales y no paramétricas sirven para explicar de forma significativa las rentas del suelo y que aun así es conveniente el desarrollo de curvas por tipologías de edificatorias y socioeconómicas. (Allard y Aguirre, 2007)

Existe una relación con la cercanía a los subcentros, el incorporar las relaciones de movilidad entre los diferentes subcentros como parte de los factores

explicativos dentro de una ecuación de regresión (Osland, 2007), sin desmedro de que otros autores (Ryley, 2000) planteen que la relación a estudiar es el efecto de la separación espacial de los mercados homogéneos y como ellos se comporta respecto al CBD, considerando que este efecto es el que prima en cualquier análisis por medio de una regresión multivariante.

McMillen(2003), por su lado, explicita que en una ciudad policéntrica, las gradientes respecto al CBD, no serían significativas, ya que el modelo tendería a representar esta policentralidad. Lo que está en la línea de Heikkila,(1988), plantea que los precios hedónicos para captar estos precios debe ser corregidos, ya que su estimación no captará las distancias a los subcentros. Lo que de forma efectiva ocurre en estudios empíricos (Ball, 1973).

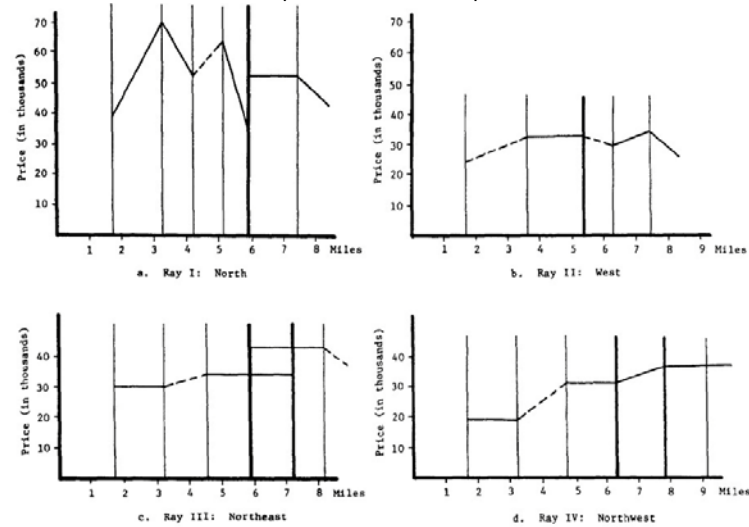
Muth(1969), establece varios factores para tomar en cuenta para la estimación de las gradientes de precios en un subcentro. Cabe destacar que este concepto como ampliación de los valores hedónicos del precio, resulta interesante para ser utilizado por sobre la valoración propia de los coeficientes hedónicos. En ese sentido, concentra el análisis de la regresión hedónica en el coeficiente que acompaña a la distancia al subcentro y a la distancia al CBD. Sin embargo, plantea ciertas condiciones que deben ser consideradas, que aun que no lo explicita, resulta una sutil forma de medir, o dejar de medir en el modelo, la movilidad y los factores de segregación socio espacial (cantidad de trabajadores que no trabajan en el CBD, presencia de Universidades, centros históricos, las rutas de transporte y las composición racial del vecindario) . En la línea de explicitar la movilidad, Brigham (1965), plantea que el cálculo de las gradientes debe estimarse desde los "rayos", haciendo un símil geométrico de dirección y sentido con las vías más ocupadas y que conectan las diferentes partes de una metrópoli.

Sistematizando lo anterior, Dubin (1987) plantea un análisis de las gradientes de precios en Chicago, por los rayos y estimando formas de funcionales de Spline, estimando las regresiones en base a una batería de variables, resumidas en grupos o vectores, según su naturaleza, en base a los grupos definidos por Muth (1967).

McMillen (2003), plantea que la relación entre los precios y la estructura urbana es ambigua, al analizar los modelos de crecimiento de precios y la estructura espacial, medida en distancias, de los valores por sección censal en

referencia al CBD y Subcentros en La ciudad de Chicago, observando que no hay relación específica en el mercado residencial

Figura N°1
Modelos teóricos de precio ante la presencia de subcentros.



Fuente: Dubin, Robin A. and Sung, Chein-Hsing (1987) 'Spatial Variation in the Price of Housing: Rent Gradients in Non-monocentric Cities', *Urban Studies*, 24:3, 193 – 204

3) Modelos econométricos de precios hedónicos

Dentro de los métodos utilizados para determinar y explicar el comportamiento de una variable económica, uno de los más utilizados corresponde a la estimación de precios hedónicos realizada por Sherwin Rosen (1974). Esta estimación ha sido ampliamente empleada en el mercado de viviendas, economías públicas, economía ambiental, mercados de trabajo, comercialización y métodos hedonistas industriales organizacionales, ya que permite comparar unidades heterogéneas de mercancías, postulando que, dentro de cualquier grupo de bienes, los consumidores eligen comprar solamente uno bueno. Aplicando la lógica del modelo hedónico, al mercado inmobiliario, una vivienda se considera como un paquete de características, y su precio, dado en función de la valoración parcial de esas características. En resumen, la técnica econométrica de precio hedónico se define como los precios implícitos de atributos, los cuales son revelados a los agentes económicos mediante la observación de precios de productos diferenciados y las cantidades específicas de características asociadas a ellos.

Los supuestos que Rosen estipula para la aplicación de un modelo de precios hedónicos corresponden a que el mercado que se desea estudiar debe tener

una serie continua de productos, competencia perfecta y que las características del producto son perfectamente observables.

Para aplicar el modelo en el mercado inmobiliario es necesario analizar en mayor detalle el supuesto de competencia perfecta, el cual contempla los siguientes requisitos:

1. homogeneidad de productos;
2. movilidad de recursos sin restricciones;
3. gran número de compradores y vendedores;
4. información perfecta.

Según éstos, debiera existir un gran número de vendedores, cada uno de los cuales vende un producto idéntico (Le Roy, 1990), lo cual para el caso del mercado inmobiliario no se cumple pues cada propiedad posee al menos una diferencia respecto de otra. Por más que dos viviendas tengan las mismas características físicas, el hecho de no estar emplazadas en exactamente el mismo lugar hace que sean bienes diferentes.

Existen algunas formas que podrían permitir eliminar el problema de heterogeneidad de productos, como por ejemplo, aislar las diferencias de calidad. Esta asunción no es del todo correcta, ya que uno de los factores que marca la preferencia de un consumidor por un producto, corresponde a la calidad de éste, lo cual a su vez marca diferencias en su precio (Lira, 1984). Si en caso contrario se decide incluir la calidad del producto, se estará confirmando la diferencia de uno con otro, por lo que el modelo no es aplicable.

Sin embargo es posible realizar modificaciones al modelo presentado por Rosen, las cuales apunten a la posibilidad de obtener una regresión de los precios de productos con respecto a sus características, donde los coeficientes resultantes de la estimación son denominados precios hedónicos, los cuales se consideran como las valoraciones marginales de los distintos atributos que integran el bien compuesto (o la voluntad marginal del consumidor para pagar cada una de estas características). Como las viviendas corresponden a un producto diferenciado constituido por un conjunto de atributos, al aplicar la estimación de precios hedónicos será posible obtener un precio implícito a cada una de las características que componen el bien, con lo cual se podrá evaluar cuál es la importancia que los

individuos otorgan a cada atributo en particular. Es importante destacar que una de las debilidades de este modelo radica en que ignora la imposibilidad de vender cada característica o producto por separado, lo cual no quiere decir que lo invalide.

Como se mencionó anteriormente, dentro del modelo hedónico una vivienda es vista como un paquete de atributos, por lo tanto los compradores maximizan su beneficio adquiriendo aquella que contiene la mayor cantidad de características por unidad de precio que ellos buscan para satisfacer sus necesidades. De esta forma, teóricamente, un demandante compra un set de atributos y no solamente en bien físico de la vivienda.

Por lo anterior es que pueden compararse precios de productos a partir de la diferencia de características que presentan, pudiéndose determinar qué parte del aumento o disminución en el precio del bien es consecuencia de una alteración en alguna de sus características, o si en realidad constituye una auténtica variación del precio a calidad constante, para lo cual se utilizan modelos econométricos en los que la variación del precio (variable dependiente) es explicada por la variación de sus otras características (superficie, n° de habitaciones, ruido, etc.), consideradas como variables independientes, constituyéndose así un estudio de precios hedónicos.

Esta metodología descubre los atributos de un bien que explican su precio y discriminan la importancia cuantitativa de cada uno de ellos. Cada característica posee un precio implícito. Para el caso del análisis de una vivienda, además de las características propias de ésta, se escogen controladores para el entorno de barrio y características ambientales.

$$Ph = fh (Sh, Nh, Xh)$$

Donde:

Sh: vector de las características propias de la vivienda.

Nh: vector de las características del vecindario (acceso, localización, provisión de bienes públicos).

Xh: vector de las características ambientales.

En ese sentido, la metodología más empleada para cuantificar el impacto en el precio de bienes inmuebles es el uso de técnicas de Precios Hedónicos, herramienta que es ampliamente utilizada al momento de analizar o tratar de responder las variaciones de precios de viviendas, tanto de venta como de arriendo, en relación a sus atributos (físicos, accesibilidad y características socioeconómicas del vecindario, por ejemplo).

Su ventaja radica en que al tratar el bien en cuestión como un paquete de características (Lancaster, 1966), éstas pueden tomarse individualmente y determinar cuál es el precio que le atribuyen los demandantes en determinadas condiciones de mercado. Así, es posible encontrar estudios que asocian el precio de venta de propiedades con las más distintas variables que pueden explicar su valor: existencia de inversiones inmobiliarias, tanto de desarrollo como rehabilitación (Ding, Simons y Baku, 2000), la presencia de proyectos de viviendas subsidiadas por el estado (Ellen, Gould, Voicu y Schill, 2003), el tipo de método de construcción empleado en la materialización de la vivienda, esto es, si se realiza in-situ o es prefabricada (Vanderford, Mimura y Sweaney, 2005), o simplemente la intención de presentar un modelo predictivo para la valoración de edificios de departamentos, testeado empíricamente en Portland, EE.UU. (Frew y Jud, 2003).

Otra línea de estudios emplea modelos hedónicos no en estimar el precio de venta o arriendo de viviendas, sino que, por ejemplo, en crear métodos para calificar la calidad de vida en distintas ciudades de Estados Unidos, como son Chicago, Houston, Los Angeles, New York y San Francisco (Kahn, 1995), donde a través de los precios implícitos de los atributos de las ciudades capitalizados en los sueldos y el precio de arriendo de viviendas se materializan índices que permiten rescatar conclusiones acerca de la calidad de vida en estas ciudades; la hipótesis es que en aquellas urbes más gratas y con mayor cantidad de amenidades los sueldos de sus habitantes serán menores y los precios de arriendo mayores, pues los beneficios se capitalizan en ellos. Por otra parte, esta técnica también es empleada al determinar las razones de por qué las propiedades de Manhattan son tan caras (Glaeser, Gyourko y Saks, 2003), relacionando el fenómeno con la regulación existente en dicha localidad. En este caso, los precios hedónicos son utilizados para determinar el

valor de las vistas de los departamentos que se pierden al edificar un nuevo edificio y para valorar las externalidades producto de la congestión atribuible a la densificación producto de la aparición de un nuevo proyecto inmobiliario. Dentro de la última década han aparecido estudios que buscan relacionar la accesibilidad con otros temas distintos del precio de viviendas, para lo cual utilizan otras metodologías.

De aquí aparecen investigaciones como asociar la migración de personas a la búsqueda de mejores oportunidades de trabajo en Holanda (Van Ham, 2005), relacionando directamente el acceso a los lugares de trabajo con la movilidad producida por la búsqueda de aminorar los costos de desplazamiento. Se estimó el efecto del acceso a trabajos y las ubicaciones residenciales estratégicas en la migración relacionada con empleos a través de modelos de regresiones logísticas para estimar, para lo cual se contabilizó el número de empleos (según su nivel) que se encuentran a no más de 30 minutos de viaje desde la residencia. Los resultados indican que la probabilidad de mudarse por razones laborales decrece con el aumento de oportunidades de trabajo cercanas; En este caso, se estimará una ecuación de precio hedónico con el supuesto de variar las condiciones de accesibilidad al incorporar los subcentros ver como estos mejoran el poder explicativo de la ecuación, observando las relaciones y valores absolutos de los coeficientes. Sin embargo, se prevé (Anselin, 1998) que los modelos tendrían una autocorrelación espacial³, y multicolinealidad de los factores asociados a la accesibilidad y distancias a los subcentros, por lo que es necesario ensayar un análisis regresión ponderada y espacial.

³ En particular un retardo entre la densidad y el precio residencial

4) *Regresiones espaciales y ponderadas.*

Dentro de los análisis más comunes, en situaciones donde existe una sospecha aunque sea levemente la existencia de autocorrelación espacial, se encuentran varios tipos de regresiones, que permiten superar esta falla en el modelo de mínimos cuadrados ordinarios o por máxima verosimilitud. La primera de ellas, (Cleveland y Devblin, 1988) es la denominada LWR (locally weighted regresion)⁴, que consiste incorporar a cada una de las observaciones una corrección de peso basada en su ubicación en un sistema urbano. McMillen (2004) en la aplicación de los gradientes de cada uno de los CBD en diversas ciudades americanas, demuestra su utilización y plantea las mejoras en esta estimación.

A raíz de la taxonomía de Anselin (1988) se identifican, básicamente, dos maneras de incorporar efectos espaciales en un modelo de regresión estimado por máxima verosimilitud y corrigiendo la autocorrelación espacial: el modelo de retardo espacial (Spatial Lag) y el modelo de error espacial (Spatial Error).

Estos dos modelos están estrechamente relacionadas matemáticamente, pero cada una tiene una diferente interpretación económica. El modelo Spatial Lag (Anselin, Chong y Phillips, 2007) implícitamente asume que el promedio ponderado de los precios de la vivienda en un vecindario afecta el precio de cada una de las viviendas (como efectos indirectos), además de las variables explicativas de la vivienda y el barrio (efectos directos).

En contrapunto, el modelo de error espacial no incluye los efectos indirectos, sino que se basa en la suposición de que hay una o más variables omitidas en la ecuación de precios hedónicos, o sea que falta información en los regresores de la ecuación y que la variable omitida (s) varía espacialmente. Debido a este patrón espacial en las variables omitidas, el término de error de la ecuación de precios hedónicos tiende a ser espacialmente autocorrelacionado, al integrar los valores no medidos en las escalas de cada uno de las variables involucradas y asimismo sus valores de interacción espacial. Anselin (2007) , plantea que este efecto incluye el concepto de vecindad, barrio y como los precios permite reflejar este efecto

⁴ Denominada también como GWR, o Geographically weighted regresion.

El modelo Spatial Lag es particularmente apropiado cuando hay interacciones espaciales estructurales en el mercado y el investigador está interesado en medir la fuerza de esa relación, por ejemplo, como en el espacial función de reacción de (Brueckner, 1998). Sin embargo, también es pertinente se está interesado en medir el "verdadero" efecto de las variables explicativas, después de la autocorrelación espacial se ha eliminado⁵ y los coeficientes muestran efectivamente su efecto sobre la variable dependiente. El modelo de Spatial Lag proporciona una *manera* de obtener un estimador para el parámetro necesario para llevar a cabo el filtrado espacial (Anselin y Bera, 1998)

El modelo de error espacial es adecuado cuando el investigador está interesado sólo en "la corrección de la influencia potencialmente tendenciosos de autocorrelación espacial, debido a la utilización de datos espaciales", por lo cual su objetivo es solamente tener un modelo libre de ella, y no pretende que los coeficientes de la regresión estén libres de ella (Anselin, 2001). En otras palabras, el interés se centra en la obtención de la forma más eficiente las estimaciones de los coeficientes en el modelo hedónico y en asegurar que la inferencia es correcta.

a.- El modelo espacial Lag.

En términos generales, el desfase espacial hedónica modelo es análogo a una serie temporal autoregresiva. En la regresión hedónica desfasada con el modelo espacial, permite establecer la influencia de las observaciones cercanas o vecinos en los precios de la vivienda explicando en parte los precios locales de vivienda, donde la definición de "vecinos" es considerablemente más complejo que en el contexto de series de tiempo.

Un desfase espacial de precios hedónicos de vivienda modelo puede ser escrito como sigue:

$$P = \rho W_p \beta_1 + X_1 + X_2 \beta_2 + X_3 + \beta_3 \varepsilon$$

Donde:

p es el vector de precios de la vivienda,

ρ es un parámetro de autocorrelación espacial,

⁵ Como es la en el análisis de series de tiempo.

W es una N de N espacial peso matriz (donde N es el número de observaciones),

X_1 es una matriz con las observaciones sobre las características estructurales,

X_2 es una matriz con las observaciones sobre las características del vecindario,

X_3 es una matriz con las observaciones de las variables de calidad ambiental,

ε supone que ser un vector de independiente e idénticamente distribuido (IID) los términos de error.

La matriz de peso espacial es construida para reflejar la estructura de interacción potencial espacial. Se trata de una matriz positiva con no-cero en los elementos fila de la columna correspondiente a combinaciones de unidades de observación que se supone que interactúan. Típicamente, la definición de “vecinos” utilizados en la matriz de pesos se basa en una función decreciente con la distancia⁶ o contigüidad⁷ (con fronteras comunes). Por convención de los investigadores (Anselin, 1998), los elementos diagonales de la matriz de pesos se establecen para la fila cero y elementos normalizados son tales que la suma a uno.

El modelo Spatial Lag, es una herramienta apropiada al capturar los efectos secundarios de estar en un barrio. Es decir, este modelo asume que el espacio, la suma ponderada de los precios de la vivienda de barrio (el desfase espacial) entra como una variable explicativa en la especificación de formación de precios de la vivienda donde w_{ij} es el peso territorial que vincula la observación i y j (con $W_{11} = 0$). Normalmente, sólo unos pocos de los w_{ij} son no cero, es decir, los efectos secundarios sólo se producen entre los barrios en las proximidades.

Existe un fenómeno, la endogeneidad, que existe en estos modelos antes de aplicación o corrección de los valores de las variables independientes. Cuando ocurre esto (Gujarati, 1997), los estimadores son sesgados e inconsistentes, incorporando un error estocástico a la regresión.

⁶ Defiendo las distancias de interacción.

⁷ En base a Vecinos más cercanos, contigüidad en cruz (Rook) o en estrella (Queen), haciendo alusión al los movimientos d estas piezas en el ajedrez.

Debido a la endogeneidad en el desfase espacial, la Operación estimadores son sesgados e inconsistentes para el modelo espacial que se calcula, y en lugar de estimación de máxima verosimilitud (Ord, 1975, Anselin, 1988) o de estimación de variables instrumentales (Kelejian y Robinson 1993, Kelejian y Prucha, 1999) tienen que ser empleados para obtener estimadores consistentes. En ese sentido, es conviene recalcar que estos modelos son estimados por máxima verosimilitud, y por ende deben cumplir con las condiciones de evaluación propias de este método y que no solventarían los problemas de multicolinealidad.

b.- El modelo de error espacial

Cuando dependencia espacial está presente en el término de error, se suele suponer una especificación autorregresiva espacial de esta dependencia. La regresión hedónica espacial de error es:

$$P = X_1 \beta_1 + X_2 \beta_2 + X_3 + \beta_3 \varepsilon$$

Donde:

$\varepsilon = \lambda W + U$, donde λ es el coeficiente espacial autorregresiva,

W es la matriz de peso espacial, y U se supone que es un vector de errores.

Este modelo es un caso especial de una regresión, con una especificación de error, varianza-covarianzas no esféricos.

El multiplicador espacial ahora pertenece a los residuos y se ve en las variables libre (los errores u), pero no a la variables explicativas del modelo (X).

En otras palabras, el precio en cualquier lugar es una función de las características locales, además de las variables omitidas en localidades vecinas.

Los OLS (mínimos cuadrados ordinarios, método de estimación de los modelos de precio hedónico tradicional) sigue siendo estimadores imparciales de los coeficientes de regresión en el modelo de error espacial, pero no es eficiente.

La estimación se basa en los métodos de máxima verosimilitud o en un enfoque generalizado momentos (Kelejian y Prucha, 1999), así se mantiene para la estimación la hipótesis de normalidad, lo que no es necesario para el enfoque generalizado momentos (Anselin y Bera 1998, Anselin, 2001).

5) El modelo gravitatorio

El modelo gravitatorio está destinado a formalizar, estudiar y prever la geografía de los flujos o de las interacciones entre territorios (Franquet, 2007). La repartición de las interacciones en un conjunto de lugares depende de su configuración, es decir, de la fuerza de atracción de cada lugar y de la dificultad de las comunicaciones entre ellos. Expresado en forma matemática como una analogía según la ley de gravitación universal de Newton: “dos cuerpos se atraen en razón directa de su masa y en razón inversa de la distancia que los separa” (Bramhall, 1998).

Asimismo, en un espacio de circulación relativamente homogéneo, cuantos mayores sean los intercambios entre dos regiones o dos ciudades, mayor será el peso de esas ciudades o regiones; los intercambios serán más débiles si éstas están alejadas.

Luego, (Camagni, 2005) explicita que el flujo F_{ij} entre dos zonas i y j es directamente proporcional al producto de las masas P_i y P_j de cada zona e inversamente proporcional a la distancia d_{ij} que las separa.

$$F_{ij} = P_i P_j * (d_{ij})^{-k}$$

k es una constante determinada según el ajuste del modelo y esta constante, ya sea planteada a priori igual a 2, ya sea estimada por ajuste, representa la intensidad de la fricción opuesta por la distancia a la interacción.

Como se observa, esta analogía con el modelo newtoniano se apoya sobre el conocimiento de los comportamientos en el espacio geográfico (Isard, 1998) y comprender las razones de la pertinencia general del modelo si se observa que el producto de las masas P_i y P_j representa una probabilidad condicional para un elemento de i de interactuar (o de intercambiar su localización) con un elemento de j y la disminución muy rápida de las interacciones con la distancia se explica, por una parte, por el costo que implica su franqueamiento, pero también porque representa una ampliación considerable del número de las interacciones potenciales alrededor de un lugar dado.

Ramírez (2005), interpretando a los coeficientes de la ecuación gravitatoria , basado en Richarson (1978), plantea que si se le incorporan exponentes a las masa, se puede establecer su resultado (si son superiores o inferiores a uno) como una medida de economías o deseconomías de aglomeración.

El modelo constreñido en el origen permite fijar los flujos totales engendrados por las zonas de partida, el modelo constreñido en destinos fija los flujos totales a la llegada, el que presenta doble constricción asegurando que los flujos totales estimados para el modelo serán iguales a los flujos totales observados para cada zona.

El modelo gravitatorio es muy empleado para analizar los flujos de migración y para delimitar las zonas comerciales en marketing. Expresiones más finas del modelo se utilizan para la previsión de necesidades en infraestructuras de transporte. En fin, sobre diversas formas, la formulación gravitatoria de la interacción espacial es retomada en numerosos modelos más complejos.

El modelo gravitatorio resume bien en general lo esencial de los movimientos que se producen en un medio donde la movilidad y la accesibilidad son relativamente homogéneas.

En Hodder,(1977), se utiliza para predecir de forma certera los flujos de desplazamiento domicilio-trabajo las migraciones interregionales o interurbanas de población a mediano término en un lugar dado. Aunque de una gran utilidad práctica, el modelo gravitatorio es un modelo pobre en el plano teórico; además, es un modelo estático, que no toma en consideración la evolución de la configuración, en particular la que generan los flujos. A su vez, Ramírez (2005), plantea que las masas y las distancias, pueden ser sustituidas por factores que representen fenómenos similares, como reemplazar masa por renta o empleo y distancia por costos de viaje. Asimismo, plantea la posibilidad de ponderar las masas con miras a incorporar factores para la interpretación posterior.

6) *Críticas al los modelos existentes y aspectos econométricos*

De los modelos identificados, se puede establecer tres líneas de críticas a ellos, la estanqueidad, especialización de los métodos y la sobre estimación del paradigma Monocéntrico de Alonso y Muth.

a.- La estanqueidad.

El primer punto débil, desde este análisis, para identificar y validar los subcentros, es la estanqueidad de los métodos y su estructuración. Esto se entiende desde el poco dialogo y complementariedad que muestran al estar basados en variables netamente econométricas o las relacionadas con la movilidad. *De hecho es común que los factores de lugares de trabajo localizados estén no diferenciados los trabajadores residentes y los trabajadores que llegan desde otros lugares o salen a trabajar a otros territorios con lo cual la forma de ver el subcentro pierde riqueza. Una Solución a esto sería la generación de medidas de densidad que permitan incorporar estas dimensiones, con lo cual esta pequeña salvedad, podría mejorar las estimaciones de de densidad de trabajo, permitiendo la identificación más certera de subcentros, donde los territorios más densos se encuentren definido desde varios ángulos.*

b.- La especialización de los métodos.

Si bien es una ventaja que se especialice la técnica, en particular los modelos econométricos, resulta muy difícil su aplicación a varias realidades diferentes. De hecho, McMillen(2003), reconoce de forma certera que el método de Gulianno y Small, es el más fácil de ocupar para comparar ciudades, dado que su agregación permite el desarrollo de puntos anómalos de densidad. En ese sentido, la simpleza y parsimonia de un método de identificación resultaría muy atractiva si se combina con su eficacia.

c.- La sobre estimación del paradigma Monocéntrico de Alonso y Muth.

Si bien, el aporte de los modelos clásicos de Alonso-Muth, es indudable, es necesario aclarar que sus supuestos básicos, son ampliamente superados por la realidad policéntricas y más aun con las diferentes estrategias de segmentación de mercados inmobiliarios, aun así que sucede con los supuestos de la centralidad o del monocentrismo, cuando el sistema que se analiza es perfectamente policéntrico.

Muñiz (2007), plantea la necesidad de incorporar dos aspectos a este análisis, el primero es la delimitación mediante un Filtro urbano, donde las decisiones de ubicación de las familias, es diferente en función de su capacidad económica familiar. El segundo nace de la función de la fiscalidad, o sea como el estado interviene el espacio con subsidios, generando externalidades y a su vez, estableciendo planes de ordenación. Por último, hace patente la necesidad de establecer un modelo ecléctico, en base a las aportaciones de Phe y Wakely, (2000), donde rescata lo mejor de ambos.

Uno de sus supuestos que más se hereda en todos los análisis, es la homogeneidad del espacio y por ende la priorización del acceso a los centros de trabajo en las decisiones de residencia (Camagni, 2005). No pocos investigadores, (García López, 2007, Roca, 2007, Muñiz, 2003, Dubin, 1987, Mc Millen, 2003) han criticado este punto y han mejorado sus estimaciones, segmentando la distancia al CBD, en base a ejes de transportes, asociando valores de distancia-tiempo-costos, la geomorfología propia del lugar de análisis, e incorporando las infraestructuras existentes.

Quizás uno de los puntos más complejos es la acción del estado en base a la incorporación de anillos verdes, restricciones a la edificación y edificabilidad, lo que genera niveles importantes de imperfecciones en el mercado de la vivienda y de trabajo⁸.

La competencia imperfecta (Santander, 2000) de los mercados inmobiliarios genera este *trade off* que permite establecer la curva exponencial negativa propia de los modelos monocéntricos. Sin embargo, este *trade off* es interpretado por el mercado inmobiliario modificando las características de la vivienda, y de mejor manera, modificando los productos ofrecidos en base a

⁸Los Polígonos industriales, las zonas de protección, etc.

la elasticidad precio de los diferentes atributos de la vivienda (Aguirre y León, 2007; Aguirre, 2003, Camagni, 2005).

Roca(1982), plantea la realidad de los valores de suelo como segmentada, lo que puede ser extensible a los mercados inmobiliarios, donde cada uno de los submercados inmobiliarios aumentan sus rentas en base a la mejora de sus características.

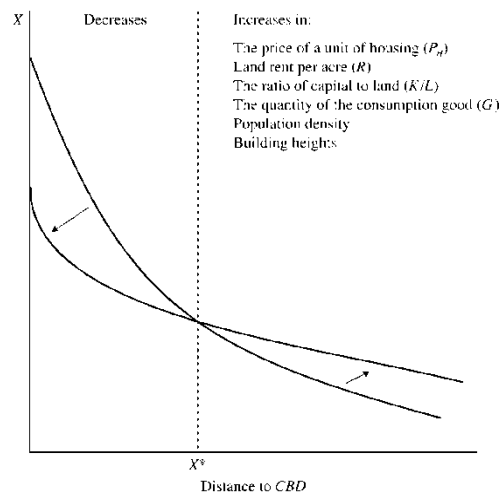
McMillen y McDonalds(2007), establecen un cambio en las funciones que nacen de Alonso-Muth, donde a contar de un punto de distancia del CBD, los valores inmobiliarios y de densidad de población empiezan a crecer. (Figura nº1). En ese sentido, Muñiz (2003) ha generado modelos de cubic spline para identificar “grumos” de densidad de población, aportando con esta técnica de análisis. Sin embargo, resulta compleja su aplicación ya que las escalas de medición deben corresponder a secciones censales o incluso con mayor representatividad espacial.

Para diferentes ciudades, se ha probado el análisis de modelos de precios, sin embargo resulta complejo su análisis, ya que económicamente, alguno de sus valores tiene a ser no representativos y más aun existe una multicolinealidad efectiva entre las medidas de distancia y accesibilidad de los centros y subcentros.

En ese sentido, y tratando de explicar estos cambios de pendiente, Muñiz (2007) citando los trabajos de Muth(1969), Mills(1973) , Johnson y Kau(1980), Alperovich(1983), incorpora una formulación donde fuera de la distancia se incorporan otros factores asociados a la demografía, geografía y socioeconómicos, para mejorar las estimaciones de densidad de población.

En esa línea, (Straszeheim,1987), establece que el modelo de Alonso-Muth al estar basado en un modelo de consumo de tierras, ignora efectos como el vecindario o barrio, las características de la condiciones socioeconómicas, la densidad de población, las características ambientales y los servicios públicos y privados que existen en la zona. Por tanto, un modelo econométrico de precios hedónicos debe estar especificado con estos valores tratando de mostrar el vector general de con estas condiciones donde sea posible observar el comportamiento del precio de un bien en particular cuando se produce una variación en alguna de sus características.

Figura N° 2
Cambios en el sentido de las curvas de diferentes aspectos del mercado de la vivienda



Fuente: Mc Millen y Mc Donals(2007)
Urban Economic and Real Estates editorial McGraw Hill 1era edición

Sin embargo, todos estos fenómenos explicitados, plantean problemas importantes en la estimación de los valores inmobiliarios, ya que se puede augurar que los modelos de subcentros por densidades de trabajadores y precios de vivienda, están espacialmente desfasados, o sea en la medida que aumente la masa de trabajadores, disminuirá la vivienda. Guardando principal interés el desarrollo de modelos que sean robustos y que pretendan explicar de mejor forma el fenómeno o fenómenos a tratar. En ese sentido, resulta conveniente establecer algunas condiciones de aceptación para los modelos de densidades y precios.

La primera, nace de la naturaleza de los métodos de estimación involucrados, en primera instancia, se busca determinar una función de gradiente negativa y exponencial negativa, al menos, en los modelos de densidad. Para ello este análisis se realizara mediante una estimación de máxima verosimilitud, donde se evaluará la normalidad y media de los residuos, y que los factores sean significativos. Estas curvas permitirán encontrar los puntos de mayores residuos positivos y en ellos identificar candidatos a subcentros.

Al contrario, en los modelos de precios hedónicos, se utilizará los mínimos cuadrados ordinarios y los modelos de Spatial Lag, OLS ponderados y Spatial error. En todos ellos, se evaluara su ajuste, la consistencia teórica de los estimadores, la significancia de la regresión y sus estimadores, la no multicolinealidad de estimadores y la heterocedasticidad de los residuos.

Capítulo III.- Identificación y validación de los subcentros urbanos, aportes hacia una integración.

Para desarrollar el análisis, se ha elegido como ámbito de estudio la Región Metropolitana de Barcelona: esta cuenta con 164 municipios, 3.200 kilómetros cuadrados, 551 kilómetros cuadrados artificializados⁹, en el año 2001, que es el periodo de corte transversal. La información de los Lugares de trabajo Localizados, se extrajo del Censo de Población y Vivienda, realizado por INE. En ese sentido, se debe destacar que INE no proporciona información menor escala que municipal para los lugares de trabajo por lo cual, es materia de otra investigación el desarrollo de una método para establecer el análisis en las unidades censales inframunicipiales, lo que es según la literatura el óptimo. (McMillen, 2001, Gulianno, 1986, McDonalds 1985)

La definición de subcentro asociada a tres dimensiones, la singularidad de la densidad de trabajadores localizados, la influencia que tiene sobre el entorno y su acción en territorio, manteniendo el criterio de Roca, *et al.* (2007).

Los principales avances de esta investigación nacen de la generación de un modelo de identificación y análisis de subcentros metropolitanos integrando varias familias de metodologías y tratándolas en el mismo nivel.

Para la aplicación se establecieron dos etapas, donde interactúan las estimaciones que miden fenómenos de densidad y movilidad o sea se encuentran metodologías de identificación y validación por ambos métodos, y se validan a su vez de forma integrada, tal como se observa en la figura N°3.

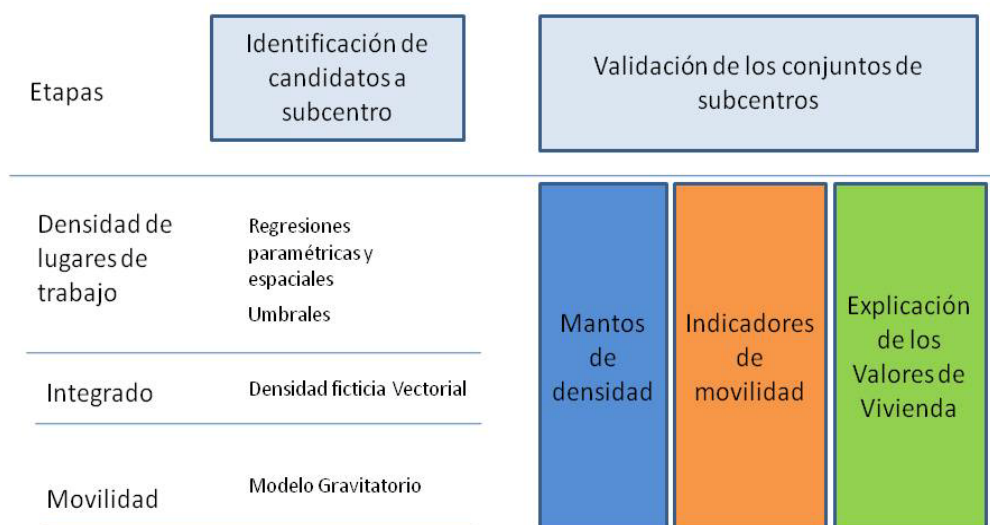
Se reorganizan las taxonomías de modelos existentes en base a dos grandes familias, el primero, el de la densidad y todas sus variantes, especificando los criterios de identificación, por un lado, y las de Movilidad, asociadas principalmente a los flujos de trabajadores entre distintos puntos de los sistemas metropolitanos, como se muestra en la tabla 5. Además, se muestra el criterio a seguir y en base a qué forma funcional de trabajará en la identificación. Se seleccionan modelos de identificación en base a estas familias, agregando los modelos de umbrales de densidad, sugeridos por McMillen (2003), por ser los eficaces, pero no eficientes, de la literatura.

En base a la definición de subcentro, se establece en una aproximación a su medición, identificación y validación, por medio de criterios expuestos en la

⁹ Según información de análisis espectral del fotos satelitales, realizados en el CPSV-UPC.

tabla N°6, donde se observa que cada una de las etapas es coherente con la definición aceptada.

Figura N°3
Esquema general de la metodología propuesta.



Fuente: Elaboración propia

Tabla 5
Asociación de los modelos propuestos a sus referentes teóricos

Familia	Referencia	Nombre	Variable Base	Criterio
Densidad		Modelos de regresión		
	McDonald y Prather (1994)	paramétricas Exponenciales Logarítmicas y gravitacionales	Densidad e Empleo y Población	Función exponencial y gravitatoria, negativa y residuos positivos mayores a una desviación estándar
	Guliano y Small(1991)	Umbrales	Densidad de empleos	D empleo > 25 empleos/he Empleos > 10.000
	García López(2007)	Umbrales	Densidad de empleos	LTL superior al 1% del sistema Densidad mayor a la media del sistema
	Anselin, (2001) Mc Millen (2004)	Regresiones no paramétricas Spatial Lag	Densidad de empleos	Función exponencial(LN) negativa y residuos positivos mayores a una desviación estándar
Movilidad	Isard(1957)	Modelo gravitacional restringido en origen	Flujos de trabajadores	Municipios que presenten más flujos o LTL que los asignados por el modelo

Fuente: Elaboración propia

Tabla 6
Asociación de la definición de subcentro a la metodología empleada

Dimensión	Etapas de aplicación	Forma de aplicación(Criterio)	Medio de comprobación
Un punto singular de densidad	Identificación de candidatos	Puntos anómalos de densidad	Set de subcentros
Que ejerce un aumento en la densidad de su entorno.	Validación	Aumento del R ² de una regresión paramétrica o espacial	Mantos de densidad según regresiones paramétricas
Que es un vertebrador del territorio metropolitano	Identificación	Recepción de mas flujos de los estimados por un modelo metropolitano	Set de subcentros gravitatorio
	Validación	Ranking de los Indicadores	Indicadores de movilidad, interacción.
		Aumento de R ² en una regresión hedónica	Regresión de precio hedónico, explicación del los precios en base a la presencia de los subcentros

Fuente: Elaboración propia.

En un segundo lugar, se estimará mediante regresiones paramétricas, que permitan explicar la densidad de trabajadores por municipio en función de la distancia a Barcelona. En ellas se seleccionaran los candidatos a subcentros en base los municipios, que cuenten con una desviación estándar positiva de los residuos, verificando que los modelos cumplan con un mayor ajuste y que las medias de sus residuos sean iguales a cero.

Por otro lado, se evaluarán regresiones espaciales en tres grupos, las ponderadas según en LWR o GRW¹⁰, un modelo Spatial Lag y uno de Spatial Error. En todos ellos, se evaluará una contigüidad¹¹ en base a los vecinos más cercanos, y una contigüidad en base a los modelos "Queen" y "Rook", de 1 a 4 municipios.

En el caso ambas estimaciones se ensayará una versión compuesta de la densidad de trabajadores localizados, asociada a una visión vectorial de los trabajadores, para incorporar patrones de movilidad en la variable¹². Esta medida vectorial nace del análisis de la densidad de LTL, donde esta se calcula con base en la suma de los flujos entrantes y la población residente

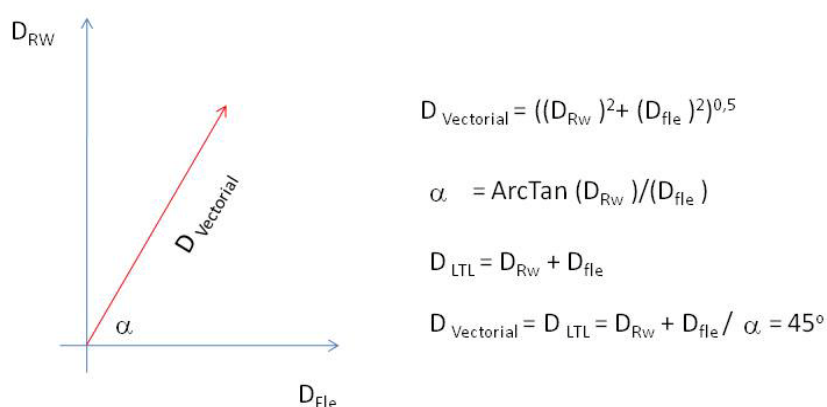
¹⁰ En base al software Geoda versión B, de libre distribución, de Luc Anselin.

¹¹ Se probó con valores de distancia asociados a los centroides municipales, pero por el tamaño de las zonas estudiadas, se considero poco relevante, y menos preciso que los modelos de contigüidad por polígonos.

¹² Se agradece explícitamente a Josep Roca, director del CPSV, por aportar con este enfoque.

dividida por unidad de superficie, sin embargo, esto supone que los valores tiene el mismo sentido vectorial, y por ende son unidades complementarias, cuando en la realidad es que son mutuamente excluyentes y de hecho en términos vectoriales, son ortogonales. En el caso particular en que el ángulo entre los componentes sea 45° , ambas medidas son iguales, lo que implica que la medida de densidad compuesta involucra de forma implícita medidas de movilidad, al establecer una escala corregida para ver las densidades de trabajadores, ya que matemáticamente, un municipio con muchos trabajadores residentes, tendrá una corrección a la suma de los sus trabajadores involucrando de menor medida el peso de los trabajadores entrantes. En si esta densidad ficticia lo que busca es establecer dentro de la medida de densidad tradicional, un parámetro que permita diferenciar las comunas dormitorios o que son orígenes de viajes laborales, de las autosuficientes que a pesar de contar con densidades similares, son fenómenos diferentes en términos de la definición de subcentros a la cual se ha adherido.

Figura N°4
Explicación de medida vectorial

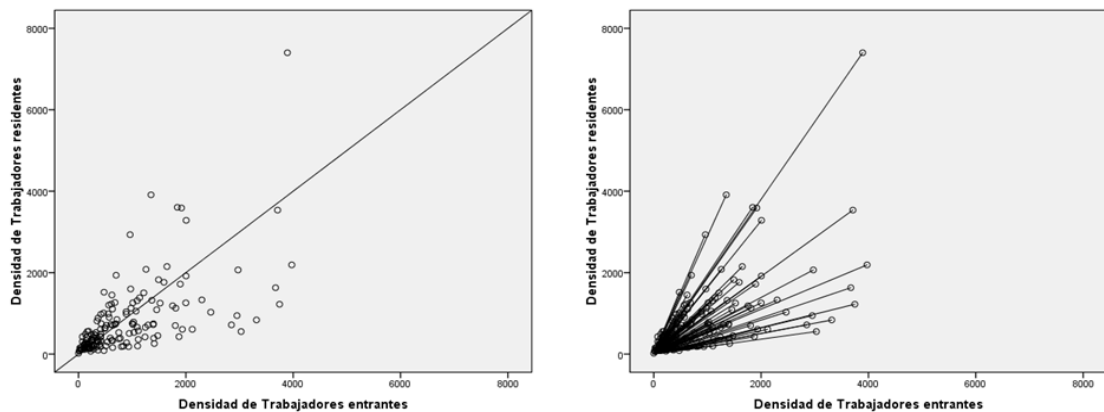


Al observar la figura N°5, muestra los valores de las densidades de trabajadores residentes y entrantes, por municipio y una línea de referencia para los 45° grados, para los municipios de la RMB¹³, con lo cual ve una separación entre los municipios más pequeños en cantidad de trabajadores, donde se observa una concentración cerca de la línea de 45° y los más

¹³ Acrónimo de la Región Metropolitana de Barcelona.

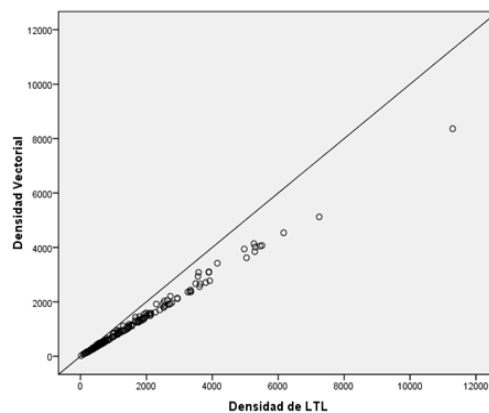
grandes, donde se ubican hacia arriba o debajo de esta línea. En términos formales, esta línea marcaría un punto de igualdad entre los trabajadores residentes y entrantes lo que se traduciría en una relación de autocontención de trabajadores superior al 50% de los LTL¹⁴. Por tanto, en términos de los subcentros a analizar, mediante los modelos de regresiones paramétricas y espaciales, existirá una separación tal como se observa en la figura n°6 y 7. De esta separación, podemos elaborar la primera hipótesis, ya que esta medida sería más eficaz y eficiente en la determinación de subcentros metropolitanos.

Figura N°5
Vectores de Densidad ficticia para la RMB



Fuente: Elaboración propia.

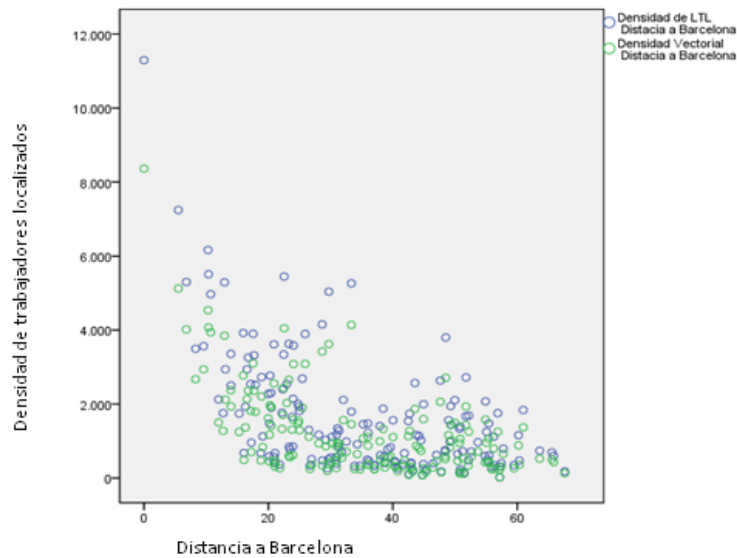
Figura N°6
Relaciones entre los Vectores de
Densidad ficticia y la densidad de LTL, para la RMB



Fuente: Elaboración propia.

¹⁴ Acrónimo para los Lugares de Trabajo Localizados.

Figura N°7
Relaciones entre los Vectores de
Densidad ficticia, la densidad de LTL, y la distancia a Barcelona



Fuente: Elaboración propia.

Otra alternativa, es intentar separación entre municipios, según su nivel de autosuficiencia, sin embargo, después de varias pruebas, que se pueden observar en el anexo 1, se abandono este camino para retomarlo en las otras investigaciones posteriores.

En términos de los modelos de movilidad, se determina el uso de dos modelos de gravitación constreñidos en origen y estimados en base al mínimo error estándar entre las matrices de origen destino. El primero de ellos estima solamente los valores de flujos entrantes dejando constante los trabajadores residentes y discrimina los subcentros en base a los municipios que reciben más trabajadores que los que el modelo estima, manteniendo el criterio de 1 desviación estándar positiva de los residuos, en este caso superávit de trabajadores. El segundo es un modelo que estima los trabajadores totales, con el mismo criterio antes mencionado.

Antes de proceder a la identificación se subcentros por diversas metodologías, se hizo un análisis descriptivo y de las formas funcionales, en base a mínimos cuadrados ordinarios, para establecer un marco general de las formas funcionales más eficientes, que se muestra en las tablas N°7 a la 10 y las figuras N° 8 y 9. La Densidad Ficticia se ha bautizado como densidad vectorial, para diferenciar los modelos.

Tabla N°7
Estadística Descriptiva de los datos por municipio,

		Distancia a Barcelona	Población municipal	Lugares de trabajo Localizados(LTL)	Lugares de trabajo Localizados Ficticios(LTL vectoriales)	Población ocupada residente (POR)
Cantidad de Casos		163	163	163	163	163
Media		35,17	26.919	11.264	8.380	11.971
Desviación Estándar		15,35	121.764	60.607	44.888	52.246
Percentiles	25	22,30	1.904	559	426	803
	50	34,72	6.035	2.169	1.631	2.928
	75	48,51	17.374	6.978	5.151	7.930

Fuente: Elaboración propia, en base a Datos INE 2001.

Tabla N°8
Estadística Descriptiva de los datos por municipio

		Trabajadores residentes (RW)	Flujos entrantes(Fle)	Flujos Salientes(Fls)	Densidad de LTL	Densidad Vectorial
Cantidad de Casos		163	163	163	163	163
Media		6.310,33	4.954	5.661	1.638	1.224
Desviación Estándar		39.702,15	21.086	14.074	1.596	1.192
Percentiles	25	285,00	214	506	511	411
	50	904,00	1.231	1.906	1.157	870
	75	3.147,00	3.731	4.732	2.123	1.582

Fuente: Elaboración propia con base en el Censo de Población y Vivienda (INE) 2001.

Los resultados son coherentes con las formas funcionales identificadas en la literatura, por lo cual se opta por generar el análisis en base a regresiones, asociadas a dos modelos, uno de característica exponencial en base logarítmica y uno exponencial gravitacional, donde el exponente estará en base a la distancia al CBD.

Tabla N°9
Resultados de estimación de los curvas de densidad, distancia a Barcelona para densidad LTL

Modelo	$DLTL=b*dist$ BCN + k	$DLTL=a*Exp(b*Dist$ BCN+k)	$Ln DLTL=b* Dist$ BCN +k	$D LTL=a(dist$ BCN)^b +k	$Ln DLTL=b*ln(Dist$ BCN) +k
	Lineal	Exponencial	Estándar	Gravitatorio	Log Log
a	0	89,16	0	17273,8	0
b	-57,7	-0,059	-0,034	-0,075	-0,593
k	3667,75	4,503	8,17	23966	8,99
f	71,06	164,8	61,863	200,369	49,188
SIG	0	0	0	0	0
Error estándar	1331,5	1125,42	0,846	40579	0,872
R²	0,308	0,484	0,279	0,524	0,235
Es la media de los residuos cero	no	Si	no	si	no

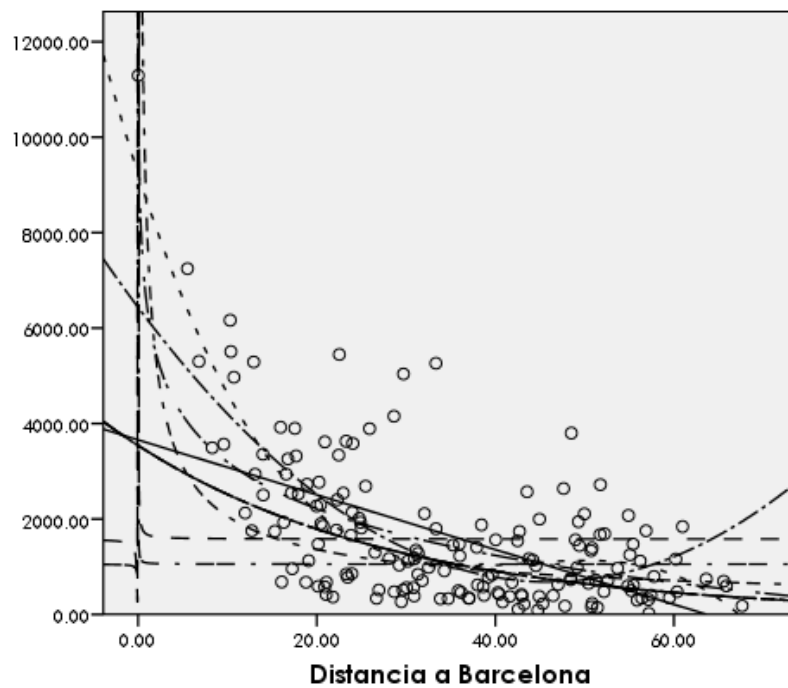
Fuente: Elaboración propia.

Tabla N°10
Resultados de estimación de los curvas de densidad, distancia a Barcelona para densidad vectorial

Modelo	$Dvec=b*dist\ BCN + k$	$Dvec=a*Exp(b*Dist\ BCN+k)$	$Ln\ Dvec=b*Dist\ BCN +k$	$D\ vec=a(dist\ BCN)^b +k$	$Ln\ Dvec=b*ln(Dist\ BCN) +k$
	Lineal	Exponencial	Estándar	Gravitatorio	Log Log
a	0	69,05	-	12.619,75	-
b	-42782	-0.058	-0.034	0.076	-0.589
k	2,725	4.094,00	7.867	17.576.153	8.688
F	71147	159.286,00	62.373	173.371	49.804
SIG	0	0	0	0	0
Error estándar	993.41	846.25	0.63	828.3	0.861
R²	0.305	0.475	0.278	0.517	0.235
idem Residuos=0?	no	si	no	si	no

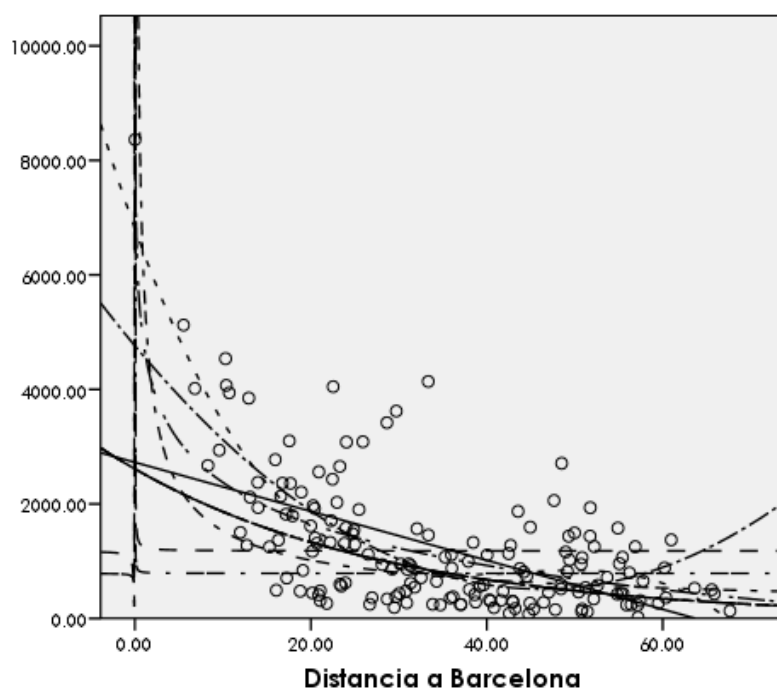
Fuente: Elaboración propia.

Figura N°8
Estimación de curvas para Densidad de LTL



Fuente: Elaboración propia.

Figura N°9
Estimación de curvas para Densidad vectorial de LTL



Fuente: Elaboración propia.

Capítulo IV.- Resultados y discusión.

Los resultados están organizados en dos ítems, la identificación y la validación de los subcentros, para la cual se sustentan en *tres hipótesis*:

- 1) Las *medidas vectoriales*, permitirán de identificar subcentros de forma más efectiva,
- 2) los *modelos de flujos de movilidad* serán lo suficientemente robustos para permitir la validación de los candidatos a subcentros y
- 3) los *valores de viviendas* tienen relación con las distancias o accesibilidades a los subcentros y por tanto, puede medir la eficiencia de un grupo de candidatos a subcentro.

1) Identificación de subcentros

Siguiendo la metodología antes definida, se muestran los resultados organizados según el método de identificación, y haciendo hincapié en los supuestos y métodos particulares adoptados.

Entonces, para el desarrollo de análisis de identificación de subcentros, se tomaran los siguientes modelos y se obtendrán los sets de candidatos identificados.

Tabla N° 11
Resumen de los modelos a estudiar

Familia	Nombre de trabajo	Referencia	Nombre	Variable Base	Criterio
Densidad	Set 1,3 Densidad de LTL Set 2 y 4 Densidad vectorial	McDonald y Prather (1994)	Modelos de regresión para métrica Exponenciales Logarítmicas y gravitacionales	Densidad e Empleo Densidad de empleo Vectorial	Función exponencial y gravitatoria, negativa y residuos positivos mayores a una desviación estándar
	Set5	Guliano y Small(1991)	Umbrales	Densidad de empleos	D empleo>25 empleos/ha Empleos >10.000
	Set6	García López(2007)	Umbrales	Densidad de empleos	LTL superior al 1% del sistema Densidad mayor a la media del sistema
	Set 7 Densidad de LTL Set 8 Densidad Vectorial	Anselin, (2001) McMillen (2004)	Regresiones no paramétricas Spatial Lag	Densidad de empleos	Función exponencial(LN) negativa y residuos positivos mayores a una desviación estándar
	Set 9 y 10	Isard(1957)	Modelo gravitacional restringido en origen	Flujos de trabajadores	Municipios que presenten más flujos o LTL que los
Flujos de Movilidad					

Fuente: Elaboración propia.

a) Regresiones paramétricas .(set 1 al 4)

Se calibra una ecuación paramétricas, por máxima verosimilitud, para los valores de densidad de LTL y la densidad vectorial, obteniéndose los resultados de la tabla N° 12. Posteriormente se analizó los residuos de cada una de las regresiones, seleccionando los municipios en donde el residuo sea mayor a una desviación Estándar positiva como candidatos a subcentros que se observan en las figuras N° 10 a la N° 13

Tabla N°12
Resumen de regresiones paramétricas

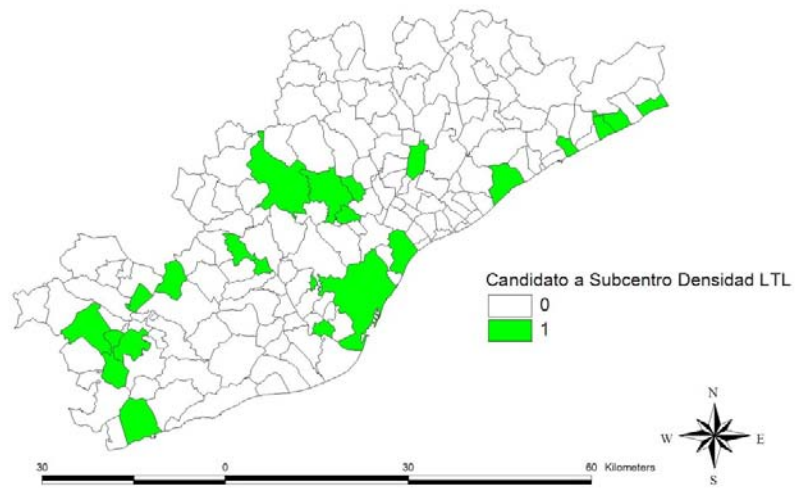
Modelo	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4
	$DLTL=a*Exp(b*Dist$ $BCN+k)$	$Dvec=a*Exp(b*Dist$ $BCN+k)$	$D LTL=a(dist BCN)^b$ $+k$	$D vec=a(dist$ $BCN)^b +k$
	Exponencial	Exponencial	Gravitatorio	Gravitatorio
a	89,16	69,05	17273,8	12619,75
b	-0,059	-0,058	-0,075	-0,076
k	4,50	4,09	23966,00	17576,15
f	164,8	15928,6	200,4	17337,1
SIG	0	0	0	0
Error estándar	1125,42	846,25	40579	828,3
r2	0,484	0,475	0,524	0,517
Número de Subcentros	23	23	26	15

Fuente: Elaboración propia.

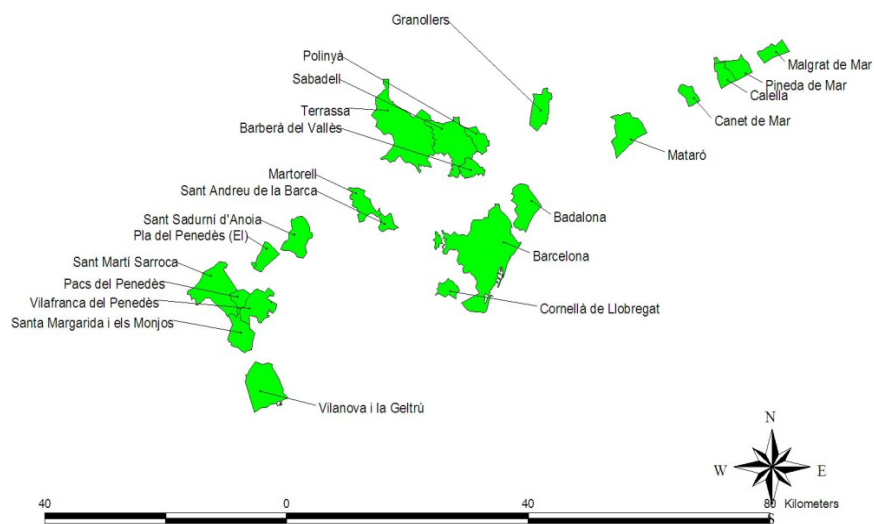
Los modelos exponenciales, no muestran una diferencia significativa entre los candidatos a subcentro según la densidad de LTL y la Vectorial, ya que cuentan con la misma cantidad de subcentros identificados y solo presentan un municipio en controversia. L` Hospitalet de Llobregat. Además el modelo no es eficiente en la generación de un punto inicial con residuo bajo y que permita la conformación del manto de densidad, ya que en CBD debe ser el origen de la regresión exponencial y en particular el punto asintótico de la función exponencial negativa, replicando una condición de monocentrismo. En este caso ambos métodos, reconocen a Barcelona como una anomalía, ya que no lo colocan en su asíntota. Este proceso, hace que matemáticamente el modelo no presente la eficiencia correspondiente y por tanto, podamos inferir, que presentará problemas más adelante. Por ser estimado por un proceso de máxima verosimilitud, el modelo no ha considerado la eficacia de sus estimadores más allá de la significancia estadística de ellos.

Al contrario, los modelos exponenciales gravitacionales se muestran muy diferentes entre los resultados de la regresión de densidad de LTL y vectoriales. En el caso de la densidad, el modelo elige zonas compactas donde aparecen agrupaciones de municipios que forman subcentros. Este proceso queda más en evidencia, al analizar la regresión de la densidad vectorial, donde se identifican algunos de estos municipios, que forman aquellas zonas. Por otro lado, ambos modelos eliminan Barcelona como subcentro, ya conforman su ecuación en base a este punto. En ese sentido, se puede establecer que los modelos exponenciales gravitacionales son más eficientes en la generación de la curva de referencia monocéntrica exponencial

Figura N°10
Candidatos a Subcentro Modelo Exponencial Logarítmico para densidad de LTL (Set 1)

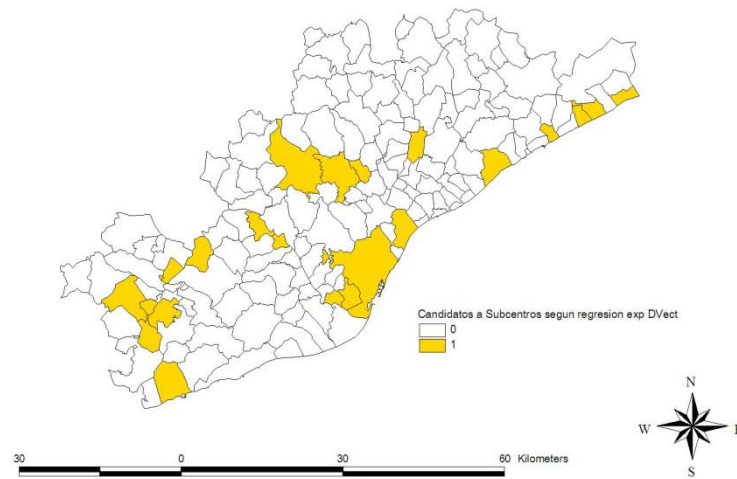


Candidatos a Subcentros

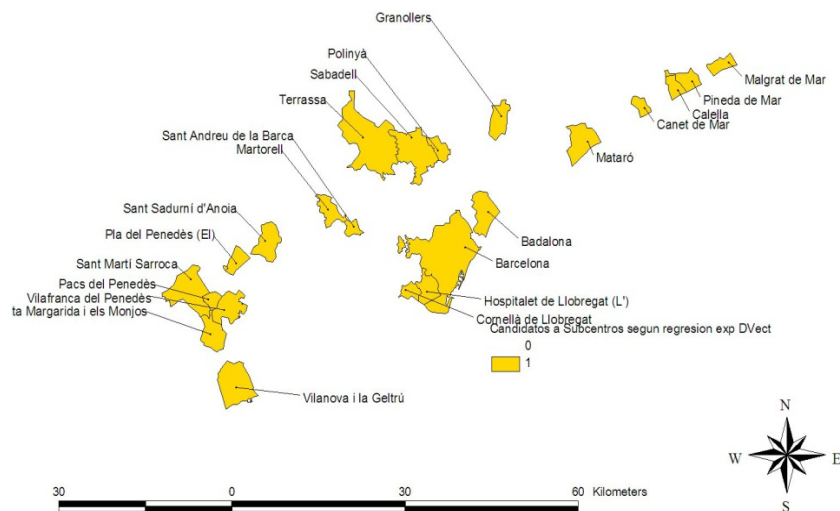


Fuente: Elaboración propia.

Figura N°11
Candidatos a Subcentro Modelo Exponencial Logarítmico para densidad de Vectorial (Set 2)

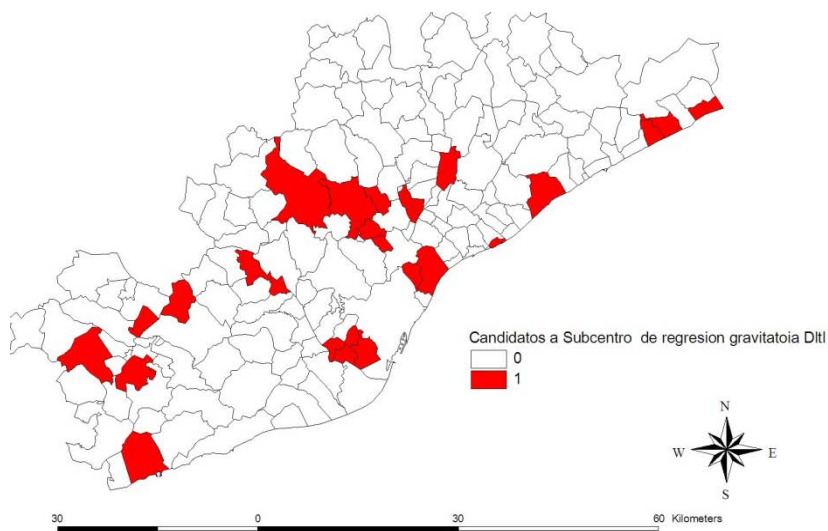


Candidatos a Subcentros

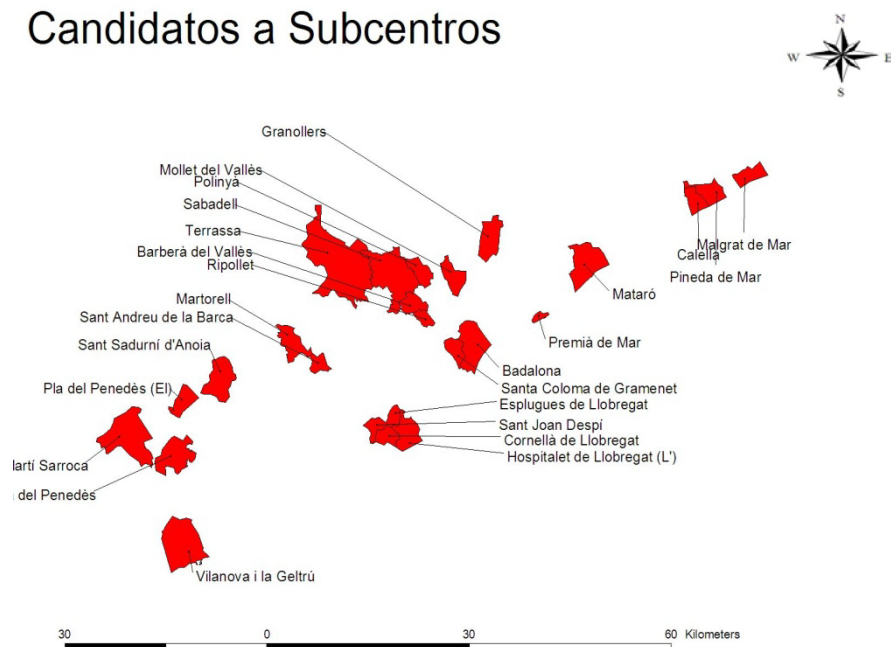


Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 12
Candidatos a subcentros Modelo Exponencial gravitacional para
Densidad de LTL (Set 3)

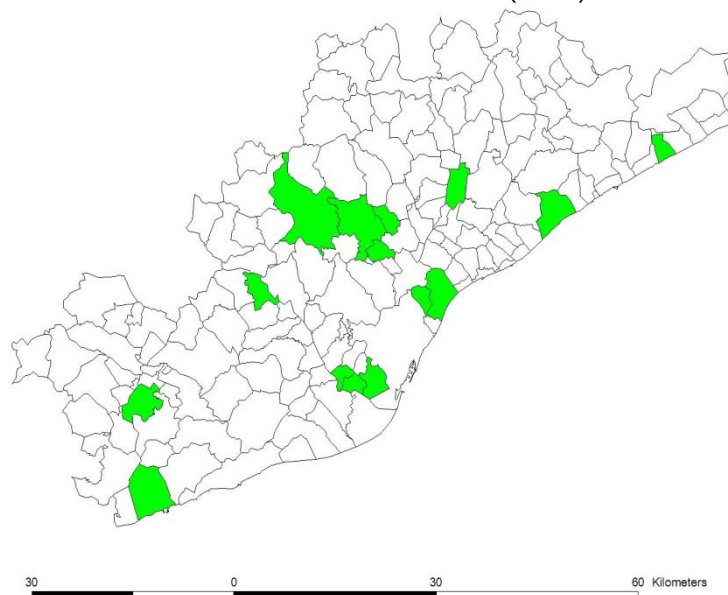


Candidatos a Subcentros

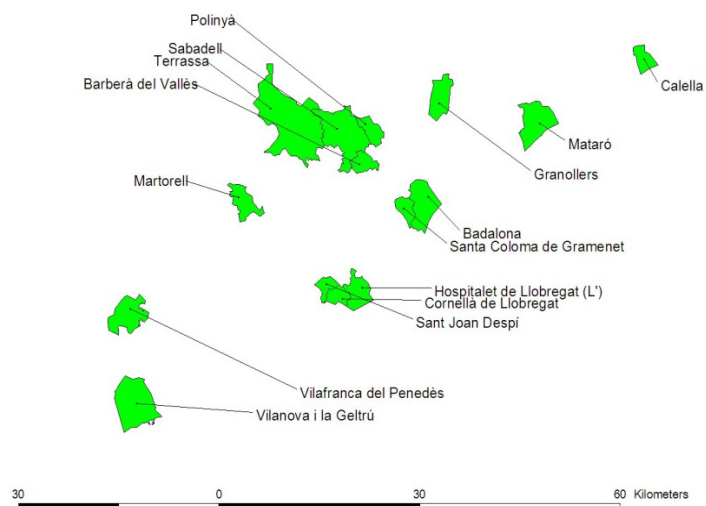


Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 13
Candidatos a Subcentro Modelo Exponencial gravitacional para densidad de
Vectorial (Set 4)



Candidatos a Subcentros



Fuente: Elaboración propia.

b) Métodos Umbrales, Gulianno - Small y García López.(set 5 y 6)

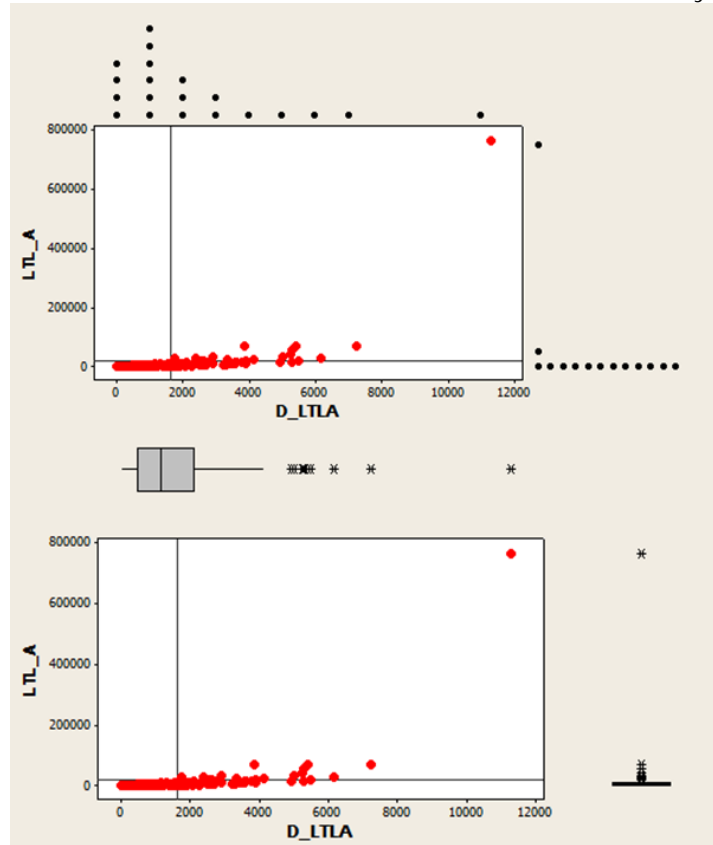
Los métodos de umbrales, son sin lugar a dudas, los más fáciles de aplicar en diferentes realidades metropolitanas. Consisten en la identificación de un punto de corte entre la densidad y la masa de un municipio para seleccionarlos como candidatos a subcentros. Ambos métodos seleccionan el CBD como candidato, el cual debe ser eliminado de los candidatos a subcentro. Sin embargo, ahí aparece el punto en controversia y principal limitación de este método. ¿Qué sucede si en CBD no es solo un termino municipal o como lo es en realidad, es un continuo urbano de difícil separación en términos administrativos?

En ese sentido, Gulianno y Smal(1986), plantean la generación de conglomerados asociados a unidades territoriales de mayor precisión espacial, como por ejemplo secciones censales. Sin embargo, en esta investigación, no se conto con esta información, y por ende, solo se pudo seleccionar los datos a nivel de municipio.

Gulianno y Small(1986), identifican un subcentro como una unidad territorial que cuenta con una masa de más de 10.000 LTL y una densidad al menos de de 10 LTL por Acre, con su equivalencia en LTL por Km²; el resultado de aplicar este criterio a la RMB se muestra en la figura 14. Con ello se identifican 26 candidatos a subcentros que se muestran en la figura 15

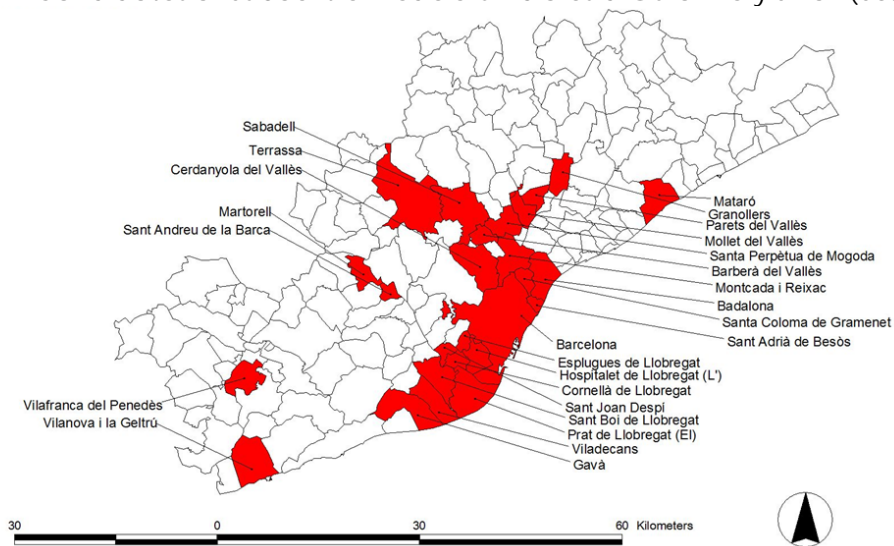
Por su lado, García López (2007), plantea una delimitación específica para la RMB, por lo cual es un referente necesario. Su umbrales de cálculo son una masa de trabajadores superior al 1% del total de la RMB y una densidad superior a la media de del sistema. Estos puntos de corte se muestran en la figura n°16 y los 15 candidatos a subcentro identificados se muestran en la figura 17. Sin embargo, ambos métodos, potencia el efecto de continuo urbano de Barcelona, lo que les resta validez.

Figura N° 14
Selección de candidatos mediante modelo de Gulianno y Small



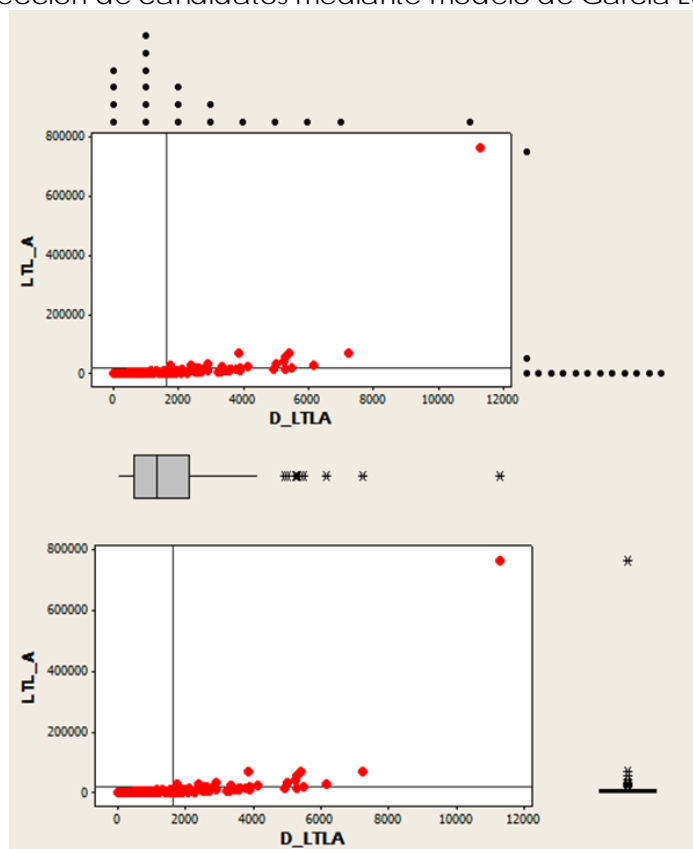
Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 15
Candidatos a Subcentro Modelo umbrales d Gulianno y Small (Set 5)



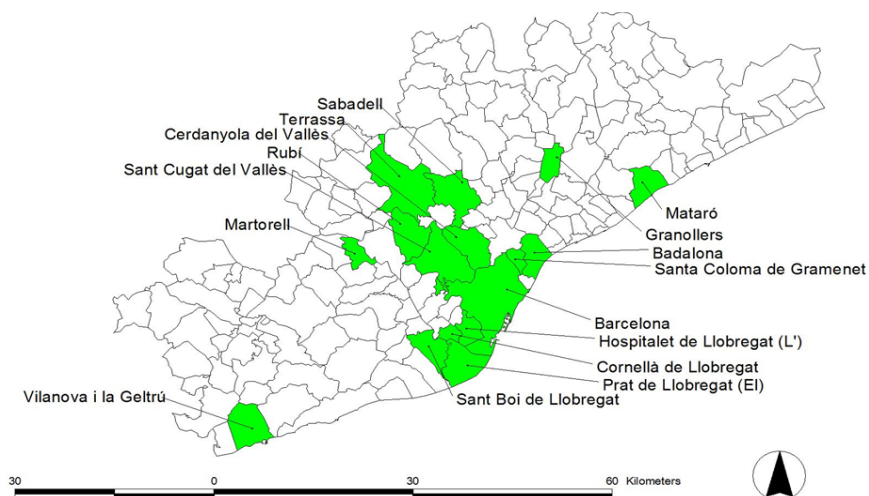
Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 16
Selección de candidatos mediante modelo de García López



Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 17
Candidatos a Subcentro Modelo umbrales d García López (Set 6)



Fuente: Elaboración propia.

c) Regresiones espaciales.(set 7 y 8)

Para la estimación de las regresiones espaciales, se considero un modelo semi exponencial logarítmico, que algunos autores llaman estándar para la densidad de trabajadores, haciendo pruebas con varias combinaciones de tipos de regresión y matrices de contigüidad.

Este modelo estándar está definido de la siguiente forma:

$$Ln(D_{itl}) = k - \beta d_{CBD}$$

Donde:

$Ln(D_{itl})$ es el logaritmo natural de la densidad de lugares de trabajo localizados

β es el coeficiente de fricción

D_{cbd} es la distancia a CBD

k es la constante de regresión

Así se seleccionó las matrices que obtienen mejor ajuste y además mantiene la media de sus residuos en cero. Las regresiones Spatial Lag, son las más adecuadas en este sentido, ya que el modelo y sus condiciones, en particular el ponderador w , absorbe la autocorrelación espacial que aparece en el modelo base (Tabla N°10) y que hace que la regresión no tenga media cero para sus residuos y presente un ajuste muy bajo.

Los modelos de Spatial lag, fueron estimados por máxima verosimilitud y se desarrollaron de forma interactiva modificando los valores en las matrices de contigüidad de uno en uno, obteniendo los resultados de la tabla N°13. En ese sentido, se elijen valores de las regresiones espaciales número 3 y 4, ambas estimadas en base a una matriz de contigüidad de un vecino y en forma de hacia todos los lados, emulando a la Reina de Ajedrez.

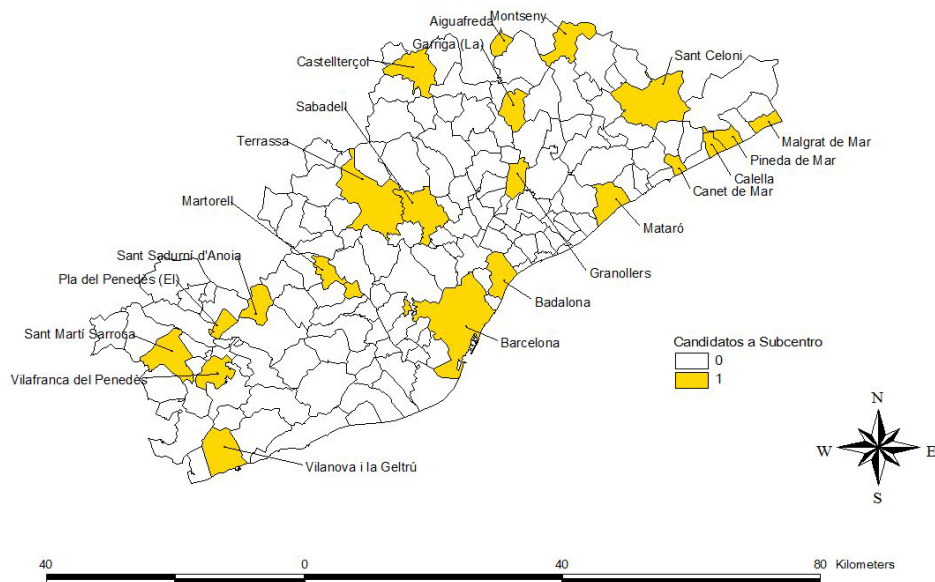
En la evaluación de la densidad vectorial, se observa un aumento significativo del ajuste y precisión en la identificación de los subcentros, en casi todos los modelos con contigüidades iguales.

Tabla N°13
Resumen de regresiones espaciales Spatial Lag

Regresion Espacial	Matriz	Variable dependiente	R2	b	k	Media Residuos	Número de Subcentros
1	ROOK 1	LN D Itl	0,373	-0,0221	4,894	0	22
2	ROOK 1	LN Vec	0,482	-0,0486	6,124	0	21
3	Queen 1	LN D Itl	0,381	-0,0213	4,705	0	22
4	Queen 1	LN Vec	0,485	-0,0475	5,972	0	20
5	Nest Neig 4	LN D Itl	0,351	-0,0256	5,676	0	22
6	Nest Neig 4	LN Vec	0,465	-0,0556	7,031	0	22

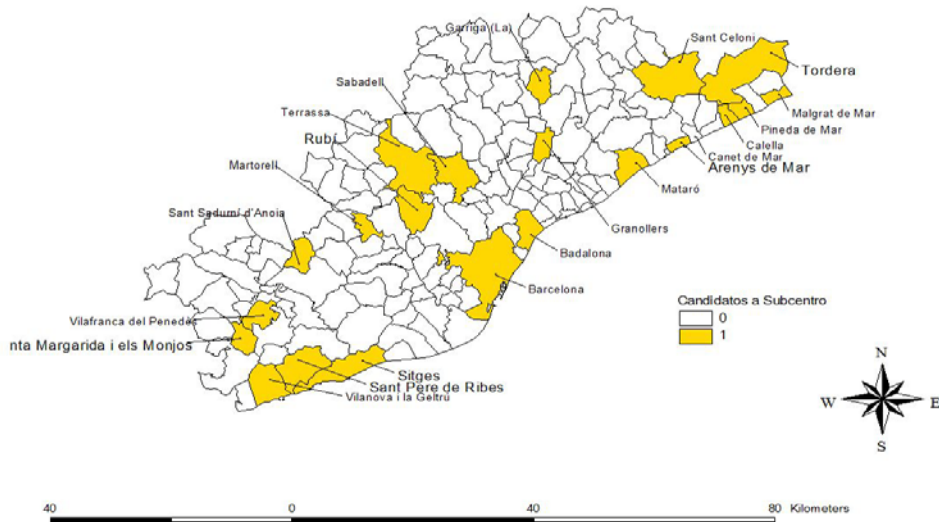
Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 18
Candidatos a Subcentro Modelo regresión Spatial Lag
densidad de LTL (Set 7)



Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 19
Candidatos a Subcentro Modelo regresión Spatial Lag
densidad vectorial (Set 8)



Fuente: Elaboración propia.

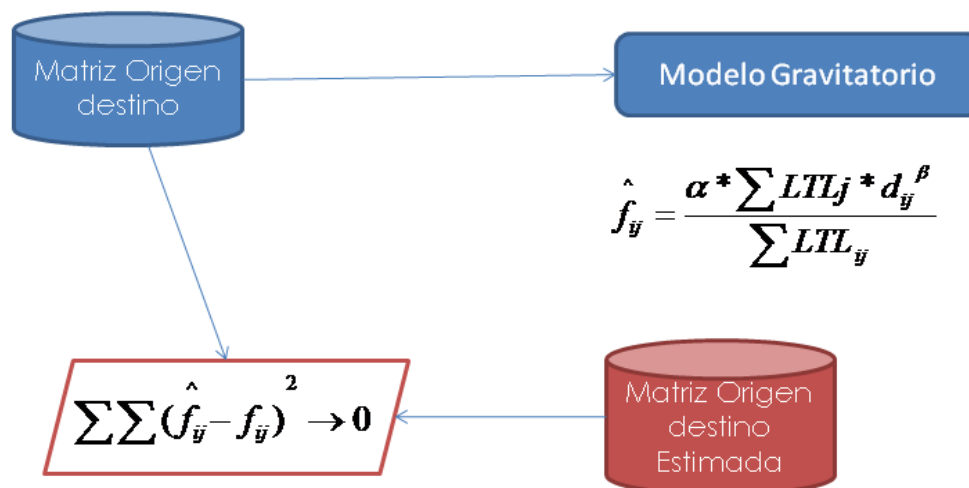
Esta estimación presenta dos cuestionamientos posibles, el primero es la presencia de Barcelona, dado que el modelo lo distingue como un punto singular, al ser exponencial logarítmico. Sin embargo, la corrección de la autocorrelación espacial elimina efectivamente de los candidatos a los municipios del continuo de Barcelona. Además, considera valores de densidad anormales en municipios rurales, que son corregidos casi en su mayoría por la densidad vectorial, pero aun en esta existe una sobre estimación de los municipios de la costa.

Si bien esta aproximación puede considerarse eficaz, dista mucho de ser una estimación eficiente en elegir sus candidatos.

d) Modelo gravitatorio, constreñido en origen. (set 9 y 10)

En el desarrollo de un modelo de gravitatorio constreñido en origen se considera una optimización de los parámetros en base al algoritmo expuesto en la figura n° 20, donde se calibra el modelo por iteración en Excel, minimizando el error al cuadrado de entre la matriz de predicción y la matriz observada, obteniendo los valores de α y β (tabla n°14) y por ende, los valores de flujos asignados por un modelo de mínimo error. Sin embargo, al ser un modelo ciego y observar solo las distancias, se deben hacer algunas consideraciones como la estimación de distancias internas en cada municipio mediante un método aproximado, al simular un radio interno en base a la superficie artificializada.

Figura N° 20
Esquema de optimización del modelo gravitacional



Se calibraron dos modelos gravitatorios, el primero, en base a la modelación de los flujos entrantes en cada territorio y un segundo, donde se modelaba el total de LTL de cada municipio. En ese sentido, los dos modelos sirven para evaluar dos aspectos de la movilidad, la capacidad de atracción en el territorio por un lado y la capacidad total de movilidad de los trabajadores en todo el territorio. Esta diferencia permite explorar algunos municipios asociados a ciudades dormitorio o polígonos industriales, que son efectivamente grandes a tractores de viajes.

Tabla N° 14
Resultados de calibración modelos gravitacionales

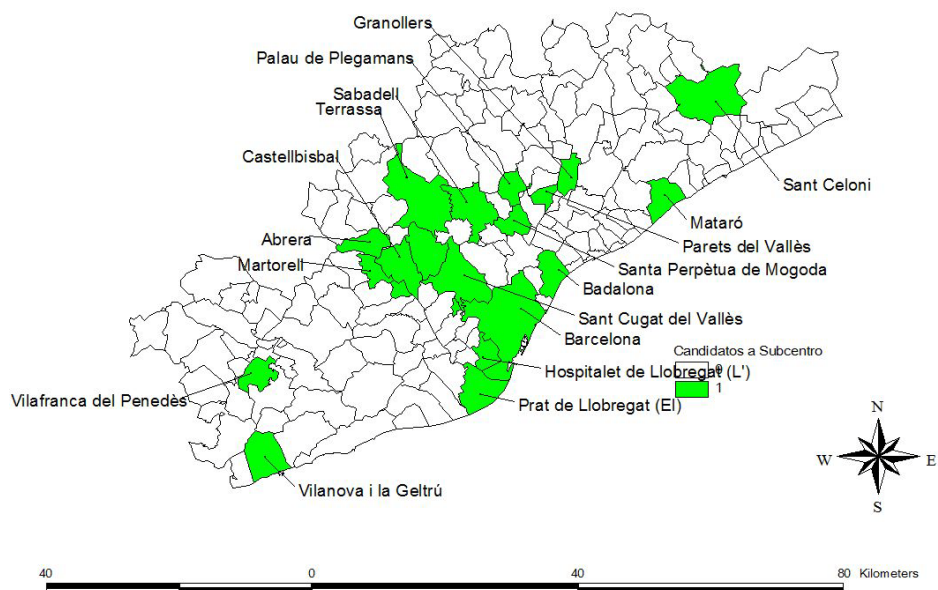
	set	α	β	R ²
Sub centros gravitatorio 1_Flujos	Set 9	0,9999	2,0033	0,9999
Sub centros gravitatorio 2_LTL	Set 10	1,0001	1,8902	0,9837

Fuente: Elaboración propia.

Este método de identificación, ha desarrollado una nueva alternativa de análisis, al considerar, que los valores de anomalía, se tomó en una desviación estándar positiva, sin embargo, no tiene por qué ser así, ya que los residuos de cada una de los municipios no tiene por qué distribuir normal, ni menos aun ser continuos. Así el punto de corte, en para este ejercicio es solo una aproximación y en investigaciones posteriores requeriría de un análisis más profundo.

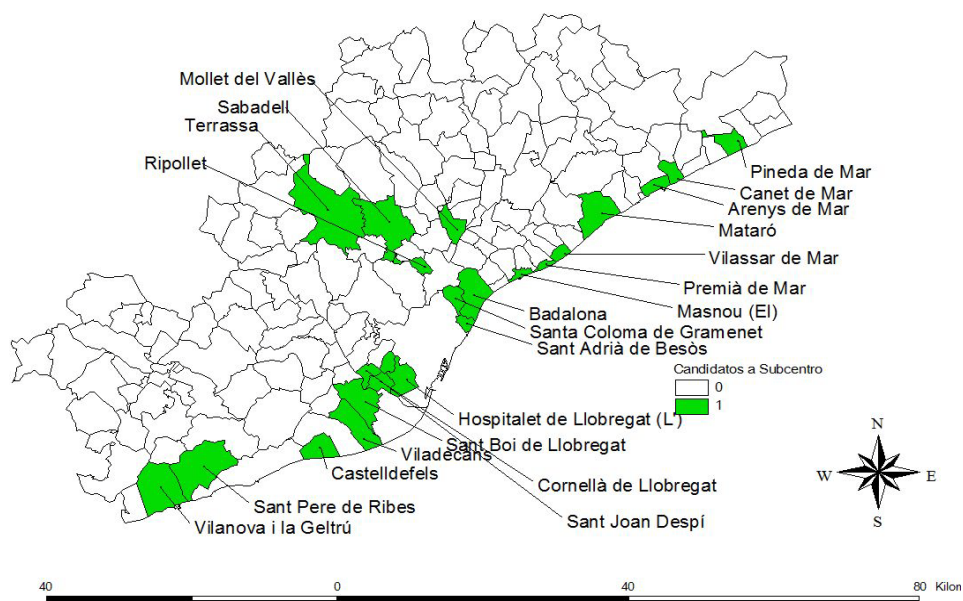
Al estimar las anomalías como una desviación estándar hacia arriba, se obtienen los set de candidatos establecidos en las figuras 21 y 22. Como se puede observar el modelo de flujos, muestra municipios que efectivamente han sido identificados por otros métodos, haciendo hincapié la identificación de los polígonos industriales y su entorno. A su vez, el modelo de LTL, selecciona una cantidad importante de subcentros, pero agrega municipios del continuo de Barcelona y de la costa.

Figura N° 21
Candidatos a Subcentros Modelo Gravitatorio de Flujos
(Set 9)



Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 22
Candidatos a Subcentros Modelo Gravitatorio de LTL
(Set 10)



Fuente: Elaboración propia.

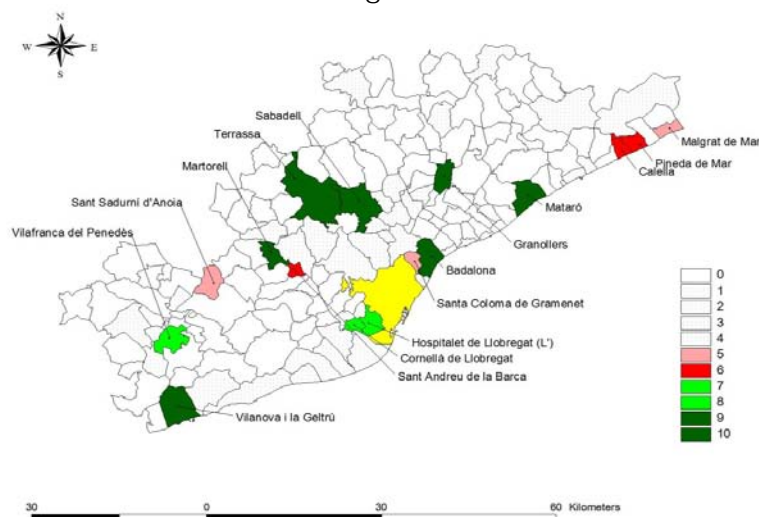
e) Resumen de los candidatos a Subcentros

En la tabla N° 15 y N°16, se muestran en resumen los candidatos a subcentro, según su método de identificación. Como se observa hay municipios (5) que son elegidos por todas las metodologías, Badalona Mataró, Sabadell, Terrassa Villanova y la Gertrú. Los que son elegidos en 9 son Granollers y Martorell, y por 8, solamente el de Villafranca del Penedes.

Ahora, de los elegidos por más de 5 métodos, se observa que los modelos espaciales, eliminan los del continuo de Barcelona y los métodos de umbrales y gravitacionales, no seleccionan los municipios más alejados y que son identificados por los métodos de regresión. Caso especial es el de Santa Coloma de Gramanet que es seleccionado como subcentro por 5 métodos, donde los modelos de flujos, regresiones exponenciales y espaciales no la seleccionan.

Al analizar los que son elegidos por menos de 5 métodos, se observa una formación en dos ámbitos, el primero, entre los subcentros anteriores y alejados, estos municipios alejados de Barcelona, son seleccionados por los métodos de movilidad y espaciales, ya que sus métodos han considerado el efecto que presentan sobre su entorno. En la figura N° 24, se pueden ver estos municipios, graduados desde negro (seleccionado por 4 métodos) a Gris (seleccionado por un método), junto con los subcentros en colores que presentan la misma escala que la figura N° 23.

Figura N° 23
Candidatos a Subcentros, según la cantidad de modelos sobre los cuales fueron elegidos



Fuente: Elaboración propia.

Tabla N° 15
Candidatos a subcentros seleccionados en 5 métodos o más.

Nombre	SET 1	SET 2	SET 3	SET 4	SET 5	SET 6	SET 7	SET 8	SET 9	SET 10
	EXLOG DLTL	EXLOG DVECT	EXGRD LTL	EXGRD VEC	G&S	GL	SP DLTL	SP DLTL	Grv FLE	Grv LTL
Badalona	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Mataró	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Sabadell	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Terrassa	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Vilanova i la Geltrú	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
Granollers	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
Martorell	1	1	1	1	1	1	1	1	1	0
Vilafranca del Penedès	1	1	1	1	1	0	1	1	1	0
Cornellà de Llobregat	1	1	1	1	1	1	0	0	0	1
Hospitalet de Llobregat, l'	0	1	1	1	1	1	0	0	1	1
Calella	1	1	1	1	0	0	1	1	0	0
Pineda de Mar	1	1	0	1	0	0	1	1	0	1
Sant Andreu de la Barca	1	1	0	1	1	0	1	0	1	0
Malgrat de Mar	1	1	0	1	0	0	1	1	0	0
Sant Sadurní d'Anoia	1	1	0	1	0	0	1	1	0	0
Santa Coloma de Gramenet	0	0	1	1	1	1	0	0	0	1

Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 24
Candidatos a Subcentros

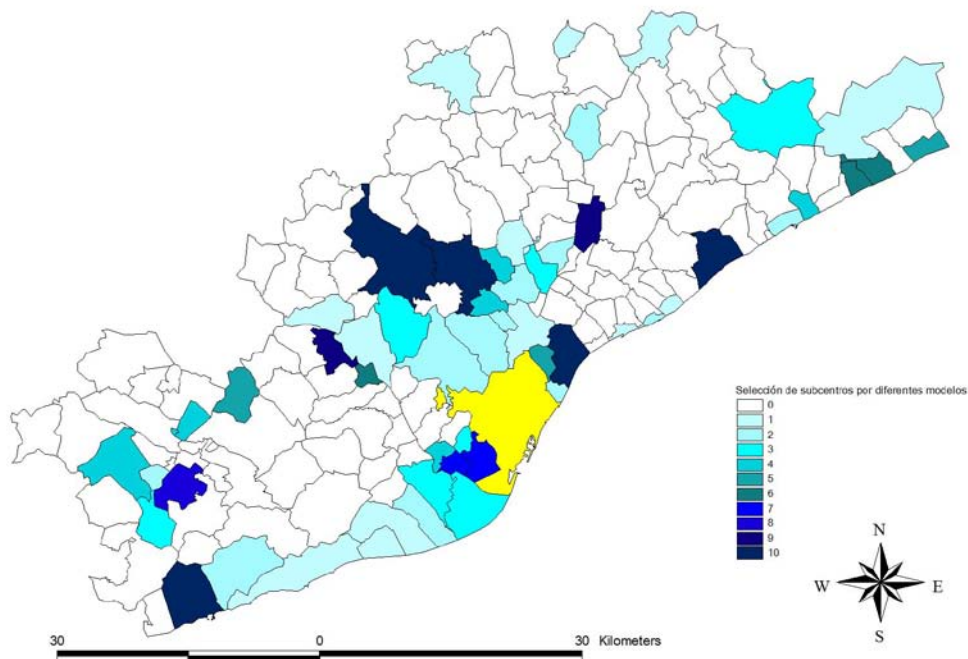


Tabla Nº 16
Candidatos a subcentros seleccionados por menos de 5 métodos.

Nombre	SET 1	SET 2	SET 3	SET 4	SET 5	SET 6	SET 7	SET 8	SET 9	SET 10
	EXLOG DLTL	EXLOG DVECT	EXGR DLTL	EXGRD VEC	G&S	GL	SP DLTL	SP DLTL	Grv FLE	Grv LTL
Canet de Mar	1	1	0	0	0	0	1	0	0	1
Pla del Penedès, el	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0
Polinyà	1	1	1	1	0	0	0	0	0	0
Puigdàlber	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0
Sant Joan Despi	0	0	1	1	1	0	0	0	0	1
Sant Martí Sarroca	1	1	0	1	0	0	1	0	0	0
Barberà del Vallès	1	0	1	1	1	0	0	0	0	0
Esplugues de Llobregat	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1
Mollet del Vallès	0	0	0	1	1	0	0	0	0	1
Prat de Llobregat, el	0	0	0	0	1	1	0	0	1	0
Rubí	0	0	0	0	0	1	0	1	1	0
Sant Boi de Llobregat	0	0	0	0	1	1	0	0	0	1
Sant Celoni	0	0	0	0	0	0	1	1	1	0
Santa Margarida i els Monjos	1	1	0	0	0	0	0	1	0	0
Arenys de Mar	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
Garriga, la	0	0	0	0	0	0	1	1	0	0
Pacs del Penedès	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0
Parets del Vallès	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0
Premià de Mar	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
Ripollet	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1
Sant Adrià de Besòs	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
Sant Cugat del Vallès	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0
Sant Pere de Ribes	0	0	0	0	0	0	0	1	0	1
Santa Perpètua de Mogoda	0	0	0	0	1	0	0	0	1	0
Cerdanyola del Vallès	0	0	0	0	1	1	0	0	0	0
Viladecans	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1
Abrera	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
Aiguafreda	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Castellbisbal	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
Castelldefels	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Castellterçol	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Gavà	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Masnou, el	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Montcada i Reixac	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0
Montseny	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0
Palau-solità i Plegamans	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0
Vilassar de Mar	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
Sitges	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
Tordera	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0
Badia del Vallès	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1

Fuente: Elaboración propia.

2) Validación de los subcentros

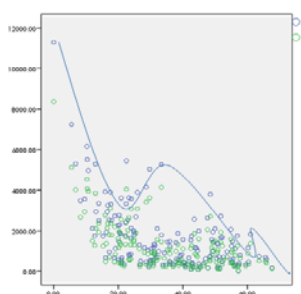
Para la validación de los candidatos a subcentro, se ha establecido tres acercamientos, el primero corresponde a como se explica el manto de densidad de trabajadores, al incorporar los subcentros a una regresión. El segundo, es la identificación de relaciones de movilidad, con base en los indicadores de autocontención de los sistemas de subcentros, la generación de indicadores de atracción de flujos, y el análisis de la interacción de los municipios. Por último, retomando la hipótesis, basada en los modelos de "commuting", la cercanía a los subcentros debe estar reflejada en los aumentos de precios de la vivienda y en su defecto en los precios de suelo.

a) Desde la Densidad de Lugares de trabajos localizados.

A cada set de candidatos, se calculo un impacto en los mantos de densidad, basados en el supuesto de que mejorarían los valores de ajuste, al incorporar más información al sistema. Para los modelos de Umbrales y los gravitacionales, se ajusto un modelo en versión exponencial gravitacional y exponencial logarítmica, seleccionando el primero, como versión estándar (Roca, 2007, Mc Millan 2004). En el caso de las regresiones espaciales, se utilizo la regresión en base al logaritmo de la densidad y se comprobó que ocurría con las otras matrices de contigüidad evaluadas anteriormente.

Se testeó tres medidas de distancia a los subcentros, la mínima al conjunto de subcentros, y dos medidas de accesibilidad en base a todas las distancias a los subcentros. La primera es el inverso de las sumas inversas de cada distancia a los subcentros y busca establecer una medida que incorpore el efecto de los municipios más lejanos al cada subcentro. En esa misma línea, y potenciando aun mas estos valores, se considera la suma de los cuadrados inversos de estos valores.

Figura N° 25
Formulación de las medidas de distancias



$$\begin{aligned}
 & \text{Minima_distancia,} \\
 & d_{\min_{jk}} = \text{MIN}(d_{jk}), \\
 & \text{donde } k \in (\text{candidatos_subcentro}) \\
 & \text{Distancia_ponderada_1} \\
 & Dp1_{hj} = \frac{1}{\sum_{h=1}^{h=n} (1/d_{jh})} \\
 & \text{donde } h \in (\text{candidatos_subcentro}) \\
 & \text{Distancia_ponderada_2} \\
 & Dp2_{hj} = \sqrt{\sum_{h=1}^{h=n} (1/d_{jh}^2)}, \\
 & \text{donde } h \in (\text{candidatos_subcentro})
 \end{aligned}$$

Tal como se observa, los modelos de exponencial gravitatorio son los que presentan mayor aumento en todas las medidas de distancias a los subcentros. El modelo que mejora mas es el set 3, seguido de set 2 y el 4. Cabe destacar que los modelos espaciales mejoran bastante al incorporar a los subcentros, pero sus valores finales aún son menores que los modelos de regresión. Además, los modelos de Umbrales y Gravitacionales, son los mejoran menos.

Tabla N° 17
Resultados de calibración modelos

Set	Nombre	N subcentros	Variable dependiente	R2	R2 min dist	R2 dist 1	R2 dist 2
1	Regresión Exponencial Densidad Tradicional	22	D Itl	0,484	0,574	0,555	0,568
2	Regresión Exponencial Densidad Vectorial	22	DVec	0,475	0,787	0,786	0,788
3	Regresión Gravitacional Densidad Tradicional	26	D Itl	0,524	0,822	0,817	0,819
4	Regresión Gravitacional Densidad Vectorial	15	DVec	0,517	0,786	0,777	0,781
5	Gulliano y Small	25	D Itl(EXP)	0,481	0,514	0,559	0,568
6	García López	15	D Itl(EXP)	0,479	0,531	0,567	0,603
7	Spatial Lag_Geoda Queen (1) DItl	22	LN D Itl	0,381	0,521	0,637	0,605
8	Spatial Lag_Geoda Queen (1) Vector	20	LN Vec	0,485	0,566	0,662	0,629
9	Sub centros gravitatorio 1	19	DItl	0,481	0,577	0,565	0,556
10	Sub centros gravitatorio 2	22	DItl	0,481	0,492	0,488	0,487

Fuente: Elaboración propia.

Tabla N° 18
Resultados de calibración modelos gravitacionales

Matriz	Variable dependiente	R2	R2 min dist	R2 dist 1	R2 dist 2
ROOK 1	LN D Itl	0,373	0,517	0,634	0,602
ROOK 1	LN Vec	0,482	0,563	0,66	0,627
Queen 1	LN D Itl	0,381	0,521	0,637	0,605
Queen 1	LN Vec	0,485	0,566	0,662	0,629
Nest Neig 4	LN D Itl	0,351	0,513	0,574	0,567
Nest Neig 4	LN Vec	0,465	0,549	0,637	0,615

Fuente: Elaboración propia.

b) Desde la movilidad

Para abordar la movilidad de trabajadores se tomo tres tipos de aproximaciones, el primero, denominado absoluto, es el cálculo de las tasas de autocontención y autosuficiencia de cada set de subcentros. En ese sentido, se calcula además el porcentaje de trabajadores del sistema que están involucrados en cada sistema de subcentros con y sin el CBD. En segundo apartado es la generación de indicadores de medición de los flujos entrantes en este modelo, mediante su suma, su promedio y promedios duros como su distribución mediante los percentiles. Para finalizar, se estimo los valores de interacción (Coombes, 1982) para cada uno de los municipios y el set de subcentros.

i) Absoluta

En la medición de la autocontención y autosuficiencia de cada set, donde solamente los set de candidatos, gravitacional de LTL (set 10), García López (set 6) y Gulianno y Small(set5), tienen valores de autocontención inferiores al 50%. Asimismo los valores de autosuficiencia más altos se encuentran en los set espaciales.

Para la autocontención, los valores inferiores al 50% están en los sets 5, Gulianno y Small, y en el set 9, gravitatorio de flujos. Los valores más altos, se encuentran nuevamente en los sets espaciales.

Sin embargo, al analizar las masas totales del LTL del sistema y de cada set de subcentros, se observa una baja significativa de los modelos espaciales, así como un aumento de los valores de los modelos de umbrales.

En síntesis, se puede especular que los modelos espaciales, al eliminar los efectos bordes o des bordes de cada subcentro, y de hecho su efecto sobre

los municipios aledaños, selecciona anomalías de densidad centrales de sistemas más grandes, lo que disminuye el valor total de LTL involucrados en cada sistema. Al contrario, el modelo de umbrales, al seleccionar conjuntos más grande y de forma “miope” con las autocorrelaciones espaciales, elije estos sistemas mayores.

Tabla N° 19
Medidas de autocontención, autosuficiencia y total de LTL por cada sistema de identificación

Set	Nombre	N subcentros	Autocontencion Subcentros(%)	Autosuficiencia Subcentros(%)	%LTL sistema Subcentros	%LTL sistema +CBD
1	Regresion Exponencial Densidad Tradicional	22	53	53	23	64
2	Regresion Exponencial Densidad Vectorial	22	52	53	26	67
3	Regresion Gravitacional Densidad Tradicional	26	50	50	26	67
4	Regresion Gravitacional Densidad Vectorial	15	50	52	31	72
5	Gulliano y Small	25	43	46	37	78
6	Garcia Lopez	15	49	54	30	71
7	Spatial Lag_Geoda Queen (1) Dtl	22	59	63	20	61
8	Spatial Lag_Geoda Queen (1) Vector	20	60	61	22	63
9	Sub centros gravitatorio 1	19	52	46	30	71
10	Sub centros gravitatorio 2	22	42	57	28	69

Fuente: Elaboración propia.

ii) Indicadores de atracción de flujos

Una segunda batería de indicadores de eficiencia de los subcentros desde la movilidad, es el cálculo de indicadores. El primero de ellos, es la media de los flujos que atraen cada uno de los sets de municipios.

En ese sentido, y dada la cantidad diferentes de subcentros existentes, se calculó desde dos perspectivas, las primera es la estimación de las mediad de flujos(denominado I1) y su medias robustas¹⁵, el M-estimador de Hubert, que coloca un factor constante para cada valor alejado del promedio (en este caso el valor es de 1,339). En los otros casos, genera una cura sinusoidal que permite asumir los valores más cercanos a la media como mas importantes, o pesados, en base a tres supuestos, el de Turkey, que es una curva senoide de con un factor de peso de 4.45, para este caso, el Hampel, que asumen una curva sesgada, cuyos valores son 1,700, 3,400, y 8,500 para

¹⁵ La motivación es producir estimadores que no son indebidamente afectada por las pequeñas desviaciones de supuestos del modelo.

este caso y los valores de Andrews, que asumen una curva en de la función seno para esta estimación y cuyo valor de peso es de $1.340 \cdot \pi$.

$$I_1 = \frac{\sum fe}{n}$$

Donde:

Fe son los flujos entrantes desde cada municipio al Subcentro y

N es el número de subcentros.

En el caso de las movilidad media, los valores son similares en casi todos los casos sin embargo, podemos observar que el modelo que presenta mayor robustez en su media es el set 4 y el 6. Asimismo, los menos eficientes son los modelos 7 y 8.

Si analizamos los resultados en base a los valores vectoriales y su diferencia con los valores de densidad tradicional, podemos observar que los sets vectoriales, son más robustos que sus pares de LTL.

Tabla N° 20
Medias y media robusta de flujos atraídos a cada set de subcentros

Set	Numero de subcentros	I1	Huber's M-Estimadora	Tukey's Biweightb	Hampel's M-Estimatord	Andrews' Waved
1	22	8.643	5.736	4.637	6.198	4.605
2	22	7.728	5.734	5.258	6.402	5.243
3	26	9.267	7.668	7.439	8.112	7.444
4	15	13.559	12.845	12.731	12.944	12.737
5	25	12.539	10.438	10.077	10.443	10.045
6	15	15.735	15.384	14.891	15.270	14.861
7	22	6.166	2.846	1.652	2.169	1.629
8	20	7.449	3.588	2.309	2.659	2.309
9	19	12.575	12.577	12.228	12.665	12.211
10	24	8.893	6.603	5.371	6.716	5.322

Fuente: Elaboración propia.

Tabla N° 21
Indicadores de movilidad de los set de subcentros

Set	Numero de subcentros	Suma de Flujos	I1	I2	I2(sin n)
1	22	190150	8.643,18	0,71	15,56
2	22	165441	7.878,14	0,73	16,08
3	26	240946	9.267,15	0,55	14,31
4	15	203378	13.558,53	0,95	14,29
5	25	313476	12.539,04	0,57	14,18
6	15	236021	15.734,73	0,99	14,83
7	22	135656	6.166,18	0,81	17,06
8	20	148973	7.448,65	0,84	16,83
9	19	238929	12.575,21	0,84	16,03
10	24	212835	8.892,83	0,51	12,19

Fuente: Elaboración propia.

La segunda forma es el cálculo de indicadores, son la distancia media ponderada de cada subcentros a los sistemas que conforman esta se calcula como multiplicando los valores de LTL de cada municipio con la distancia entre ellos y dividiendo los valores de la suma de los subcentros asociados y la cantidad de subcentros. Este indicador, denominado I2, se muestra en una segunda versión, donde se calcula la distancia funcional de de cada municipio al set de subcentros sin normalizar por el numero de subcentros de cada set.

$$I_2 = \frac{\sum fe*d}{n*\sum FE}$$

Donde :

Fe son los flujos entrantes desde cada municipio al Subcentro y

FE es el número de LTL de cada subcentro

d es la distancia entre cada municipio y el subcentro

N es el número de subcentros.

Se observa que los modelos que presentan valores en este indicador más alto son los modelos de regresión exponencial, lo que se puede explicar por la forma de esta curva y como detecta municipios alejados y les otorga un residuo importante. Desde otro ángulo, los valores de los modelos gravitacionales, mientras en valor del modelo gravitatorio de flujos, presenta valores similares, el modelo de LTL, baja de forma importante, llegando a ser el menor de todos.

Respecto a los modelos vectoriales, estos presentan mayor valor de este indicador e todos los casos, a excepción del espacial donde es menor.

Al analizar las distribuciones de los flujos, como medida de eficiencia de cada una de las estimaciones de los subcentros, en la medida que esta curva acumulada sea más cercana a una curva de 45 grados, el set será eficiente, al contar con una selección de candidatos que captan, de forma significativa y sin asimetrías importantes, flujos del sistema metropolitano.

Tabla N° 22
Percentiles de los flujos entrantes por cada set de subcentros

Set	Percentil						
	5	10	25	50	75	90	95
1	44	167	1179	4854	17642	21893	31574
2	44	167	1179	4854	16102	19813	22225
3	50	295	2017	7007	16102	21009	29452
4	2227	3636	6096	13032	18569	26800	26800
5	1373	4909	7401	10535	16569	20164	29982
6	4576	5768	10550	16344	18569	26800	26800
7	31	49	320	2200	11821	19813	22225
8	948	1368	1842	2949	14781	20168	22446
9	2172	4336	6951	12001	18541	23617	23617
10	791	1607	2494	6469	15635	22925	31178

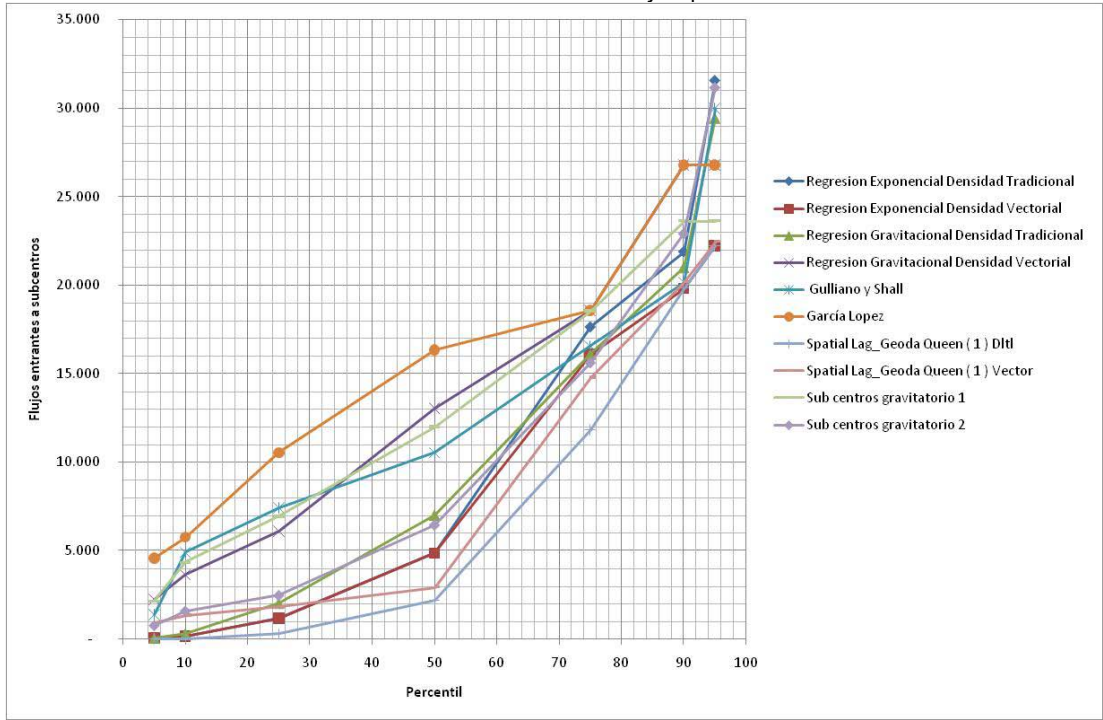
Fuente: Elaboración propia.

Al analizar las curvas, el set 6,(modelo de García López, de umbrales) es el que presenta mayor eficiencia en el cálculo de flujos, junto con el modelo de regresión exponencial gravitacional(set4). Es importante recalcar al igual que con los indicadores anteriores, los subcentros calculados por las regresiones espaciales, son particularmente malos en este indicador. Ahora, las distribuciones de los regresiones espaciales marcan un quiebre, en el percentil 50, modificando su curva de sedimentación. Quizás esto explique que esta selección al estar corregido el efecto de la autocorrelación espacial, se separa en municipios de poca relevancia pero anómalos desde la densidad, a otros más relevantes en términos metropolitanos y obviamente son anómalos en densidad. Este mismo fenómeno se desarrolla en los modelos de regresión paramétricos, solamente que el vector en el caso exponencial gravitacional, lo minimiza.

Los Vectores de densidad, funcionan de mejor forma en todos los casos, a excepción del exponencial logarítmico, por lo que no se puede ser concluyente con este valor.

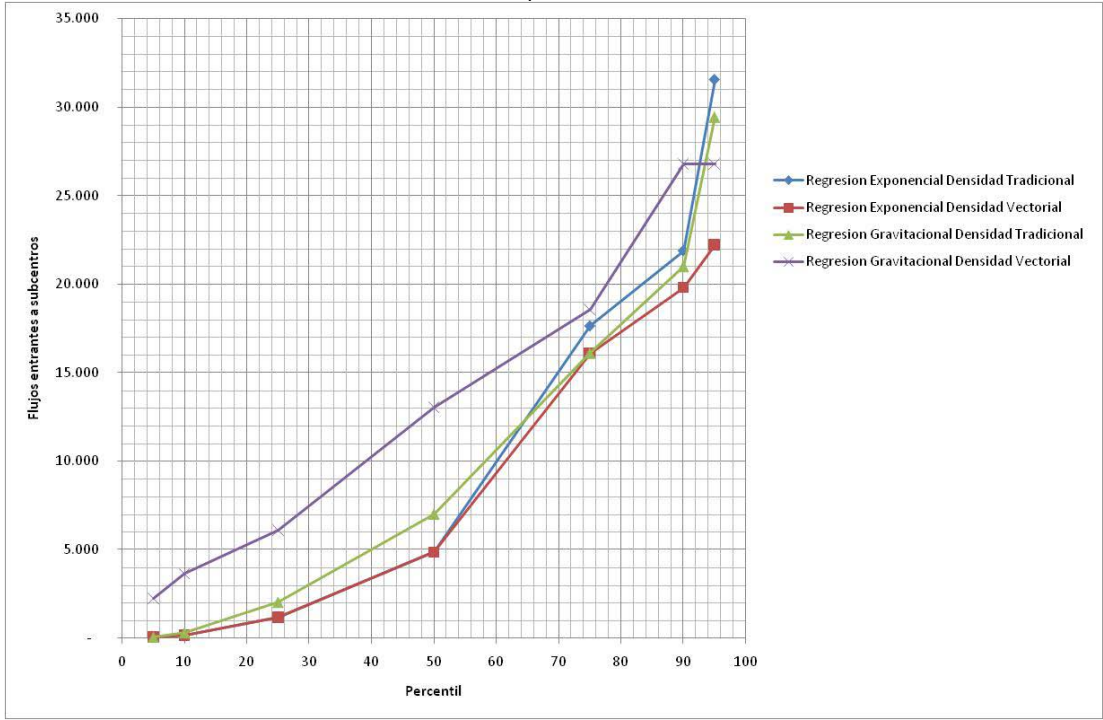
Al hacer un análisis de las posiciones de los modelos respecto a los indicadores I1 e I2, figura N°31, se concluyen que el mejor modelo es el modelo gravitatorio, set 9, y después los sets 6 y 2.

Figura N° 26
Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros.



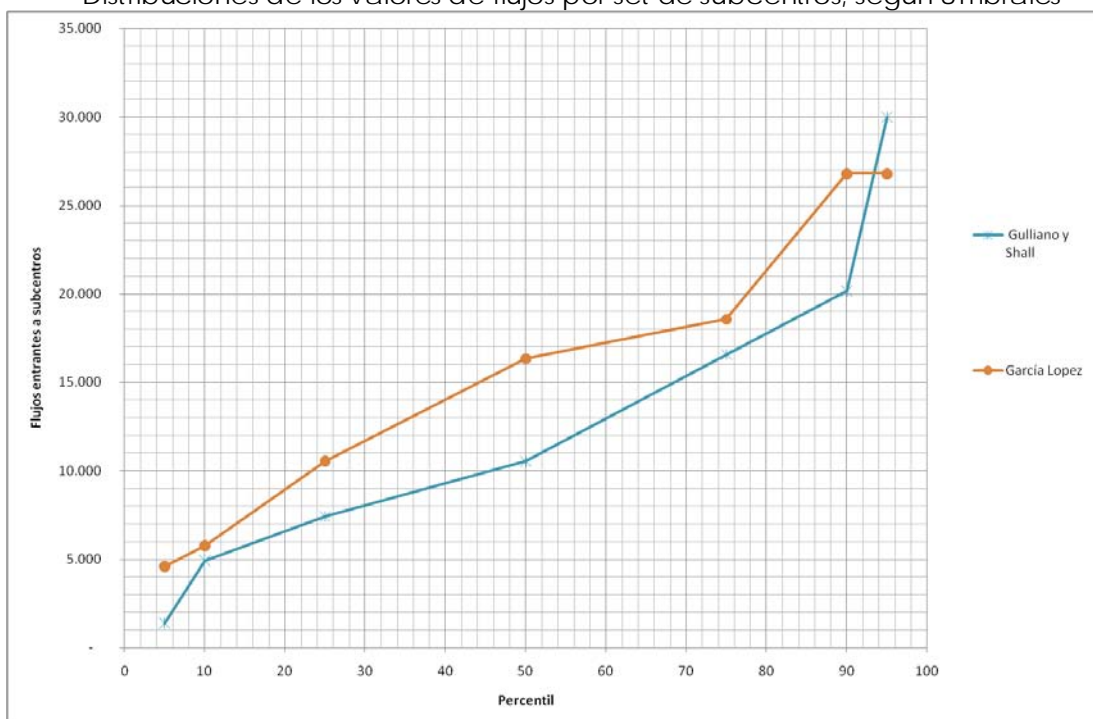
Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 27
Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros, según regresiones paramétricas.



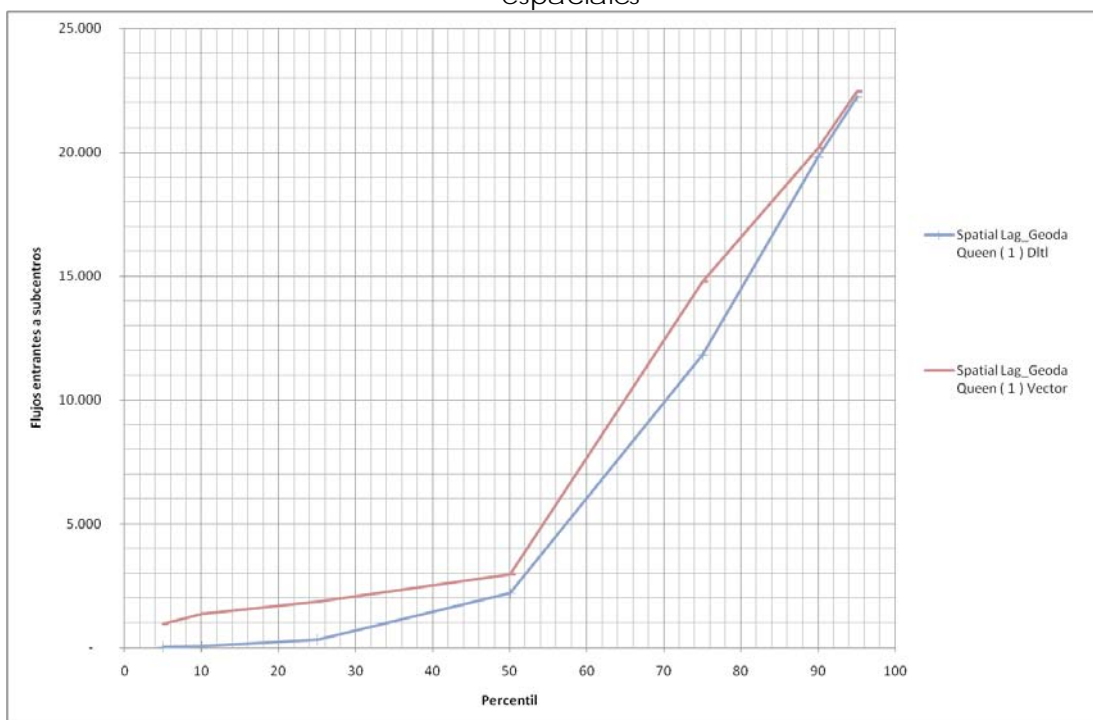
Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 28
Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros, según Umbrales



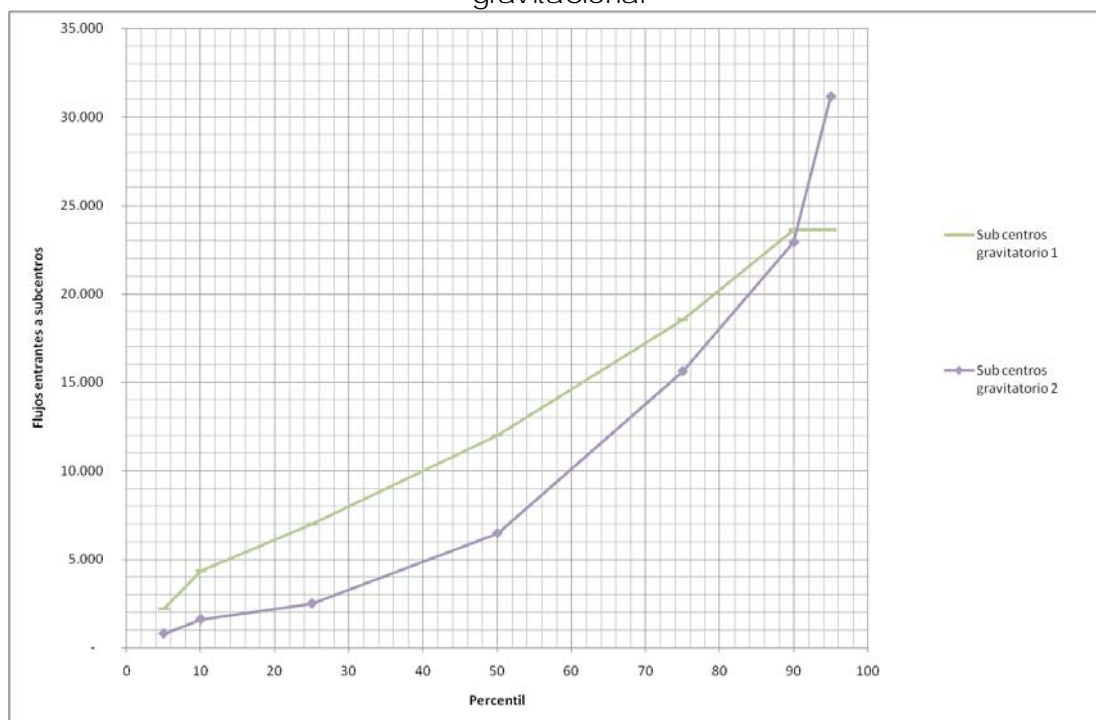
Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 29
Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros, según regresiones espaciales



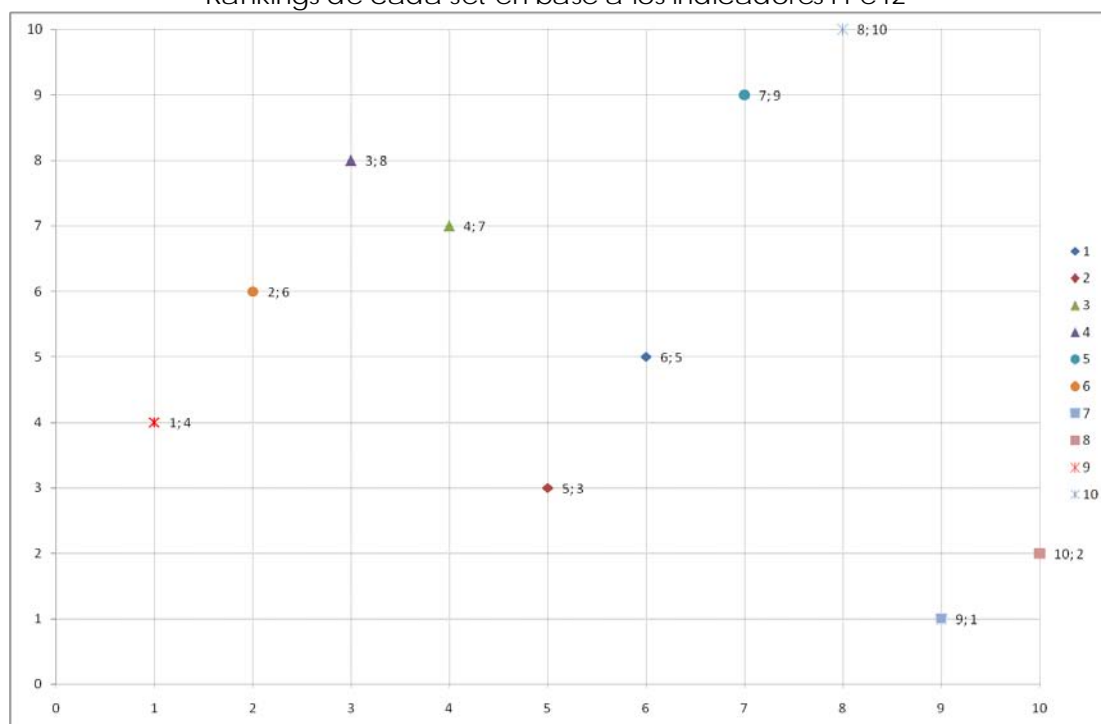
Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 30
Distribuciones de los valores de flujos por set de subcentros, según método gravitacional



Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 31
Rankings de cada set en base a los indicadores I1 e I2



Fuente: Elaboración propia.

iii) Interacción

En un tercer ángulo de la movilidad, se incorpora la medición de la interacción, (Coombes, 1982). El supuesto subyacente en ese modelo, es que cada uno de los subcentros, conforma un sistema con los municipios, Este valor de interacción se construye en base a dos componentes, donde se establece un valor de atracción y otro de expulsión de los flujos de cada municipio según

$$V_{ij} = \frac{f_{ij}^2}{POR_i LTL_j} + \frac{f_{ji}^2}{POR_j LTL_i}$$

Donde:

F_{ij} es el flujo del municipio i a j

F_{ji} es el flujo del municipio j a i

POR: Es la población ocupada residente, por municipio i o j .

LTL : Son los lugares de trabajo localizados, por municipio i o j .

Es posible establecer cuál o cuáles son los valores de interacción entre cada uno de los municipios y cada set de subcentros midiendo un valor de interacción total por cada sistema de municipios -set de subcentros. Sin embargo, esta medición agregada, puede ser completamente discutible dado que los modelos de interacción permiten su agregación mediante una suma directa y aunque en la literatura no es clara la necesidad de la contigüidad de los modelos.

Tabla N° 23
Resultados de calibración modelos gravitacionales

Set	Numero de subcentros	Interacción	% del total RMB	I media	Desviacion estandar de la Intreaccion del sistema de subcentros
1	22	13,99	0,18	0,64	0,34
2	22	14,27	0,19	0,65	0,34
3	26	15,28	0,20	0,59	0,33
4	15	9,21	0,12	0,61	0,36
5	25	12,21	0,16	0,49	0,31
6	15	9,07	0,12	0,60	0,32
7	22	16,78	0,22	0,76	0,30
8	20	15,42	0,20	0,77	0,25
9	19	10,79	0,14	0,57	0,34
10	24	13,27	0,17	0,58	0,31

Fuente: Elaboración propia.

El primer acercamiento, muestra malos resultados para los modelos de umbrales, en particular para el de García López. Asimismo, el modelo Exponencial gravitacional de vector y modelo gravitacional de flujos, quedan al final del ranking. Al contrario los modelos espaciales muestran su eficiencia en al seleccionar el conjunto con mas interacción, en ese caso, la densidad vectorial presenta mayor precisión al obtener la serie con menos variación.

En lo que se refiere a la validación de los modelos de densidad, se puede concluir que los modelos que toman como variable a explicar la densidad vectorial, a excepción de los su forma exponencial logarítmica es mejor como predictor de la movilidad y que los modelos espaciales, resultan particularmente eficientes es este ítem.

c) Los valores residenciales.

La modelación del impacto en los precios, es sin duda la más compleja de las validaciones. Esto se debe principalmente a que, según la literatura, no existe una relación directa y es una hipótesis a probar que un modelo de subcentros eficientes explicaría los precios de forma más clara.

Para probar esta hipótesis, plantea generar un modelo de precios hedónicos en su forma general, en base a una batería de variables asociadas a los vectores definidos como accesibilidad, ambientales urbanos y sociales. Se creó una base de datos según estos vectores coordinando información del censo y de superficies municipales según usos.

La aproximación de los valores residenciales se hace por dos vías, la primera, es la estimación de un modelo hedónico de valor de medio de la vivienda y un segundo en base a los valores promedios por tipo de vivienda separando por su antigüedad ya que se cuenta con información de valores de vivienda, en base a los datos de CATSA a nivel de municipio, donde se separa según la antigüedad de bien inmueble y se entrega un valor medio por comuna para viviendas nuevas y usadas.

En primer lugar se calculan los valores de correlación entre las densidades, los precios por tipo, y la distancia a Barcelona. En ese sentido, podemos observar que todas las correlaciones son significativas aunque, sus valores son menores en las densidades que en los precios.

Desde esa perspectiva, observamos que al graficar en tres dimensiones estos valores, las curvas de distancia, si bien cuentan con una gradiente negativa, se observan diferentes y de hecho, las distribuciones de cada conjunto de datos es diferentes y no normal.

Los valores de densidad y precios, están correlacionados de forma positiva, pero en sus valores se observan anomalías importantes. Por ejemplo, hay grandes zonas de baja densidad, pero de precios medios, fuera de ello, las masas de trabajadores son bajas. En la figura 35, se observa al segmentar en 6 cuadrantes las relaciones entre la densidad y los precios medios, se puede observar en la gran cantidad de municipios en el cuadrante de baja densidad y medianos precios, además están marcados con azul que corresponde al percentil más bajo de LTL del sistema.

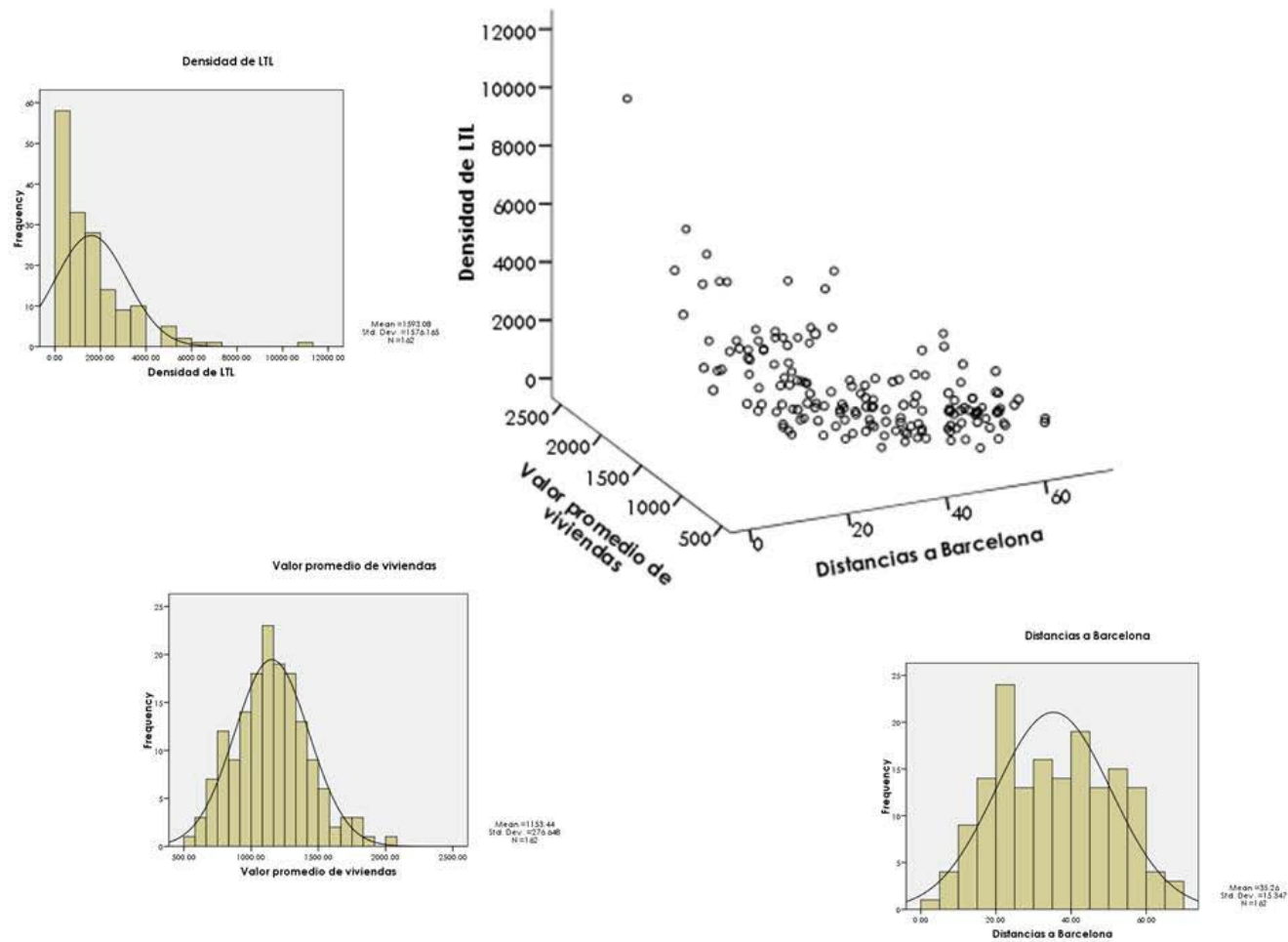
En la figura N° 35, se muestra en valor medio graduado y su relación espacial con los precios, están marcados en colores los subcentros más recurrentes en la identificación por distintas metodologías. Se observa un comportamiento radial de los valores, asociados a la distancia a Barcelona y no necesariamente a la cercanía a los subcentros. En la figura 37, se muestra una densidad de precios, en base a una suavización spline de los valores de vivienda, separados por antigüedad. Hay sectores, sobre todo en la costa que mantienen presentan valores altos y se encuentran entre dos subcentros, por ejemplo. En ese sentido, si se hace una regresión hedónica de estos valores, es posible que plantee problemas de multicolinealidad.

Tabla N° 24
Relación entre la distancia, precios y densidades de trabajadores.

		Valor promedio de viviendas nuevas	Valor promedio de viviendas de menos de 20 años	Valor promedio de viviendas	Densidad de LTL	Densidad de LTL(VECTOR)	Distancias a Barcelona
Valor promedio de viviendas nuevas	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	1					
Valor promedio de viviendas de menos de 20 años	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	.320(**) .000	1				
Valor promedio de viviendas	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	.985(**) .000	.332(**) .000	1			
Densidad de LTL	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	.449(**) .000	.660(**) .000	.458(**) .000	1		
Densidad de LTL(VECTOR)	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	.442(**) .000	.658(**) .000	.450(**) .000	.998(**) .000	1	
Distancia a Barcelona	Pearson Correlation Sig. (2-tailed)	-.738(**) .000	-.311(**) .000	-.721(**) .000	-.567(**) .000	-.562(**) .000	1

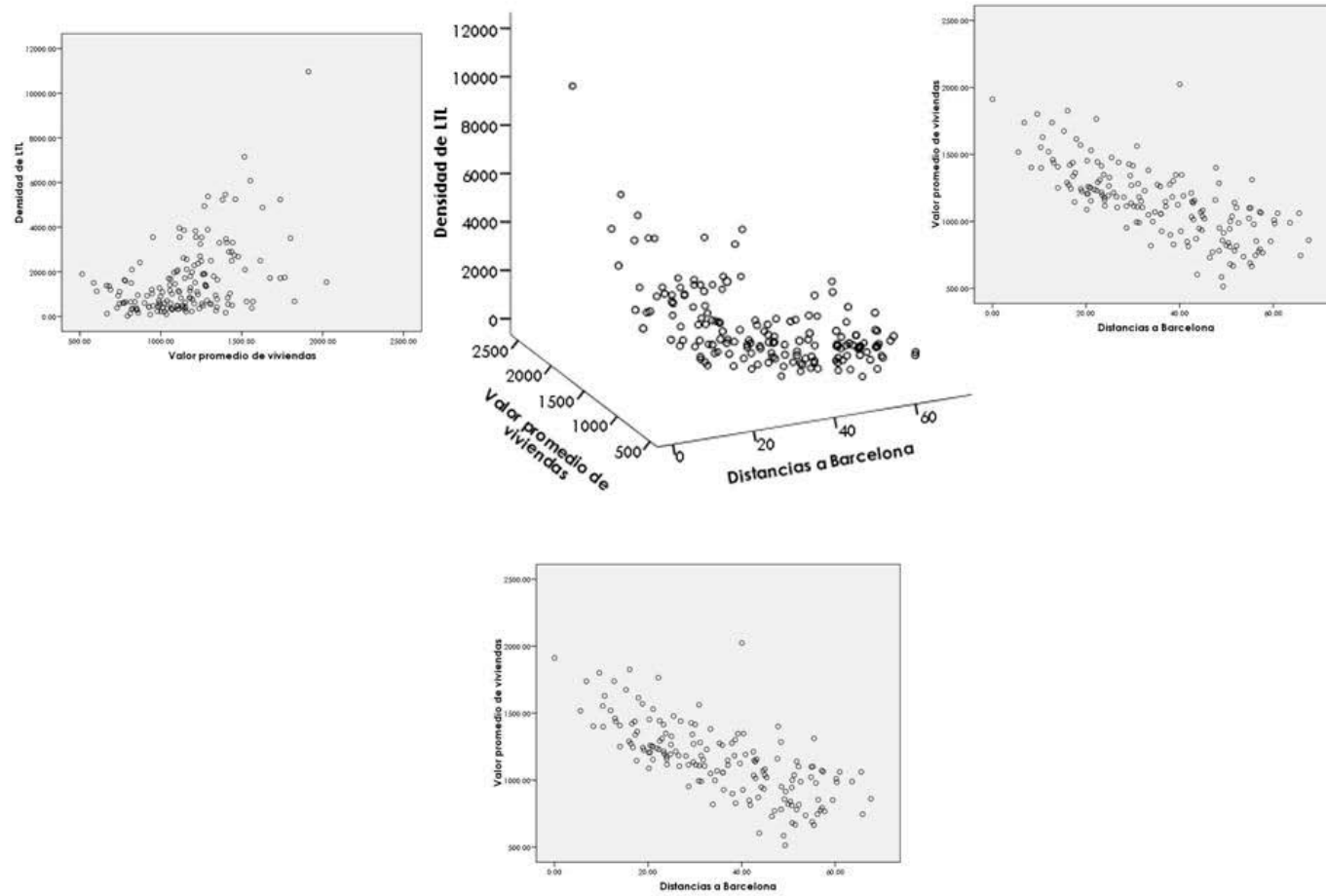
** Correlation is significant at the 0.01 level (2-tailed).

Figura N° 32
 Grafico de Densidad, precios medios y distancia a Barcelona



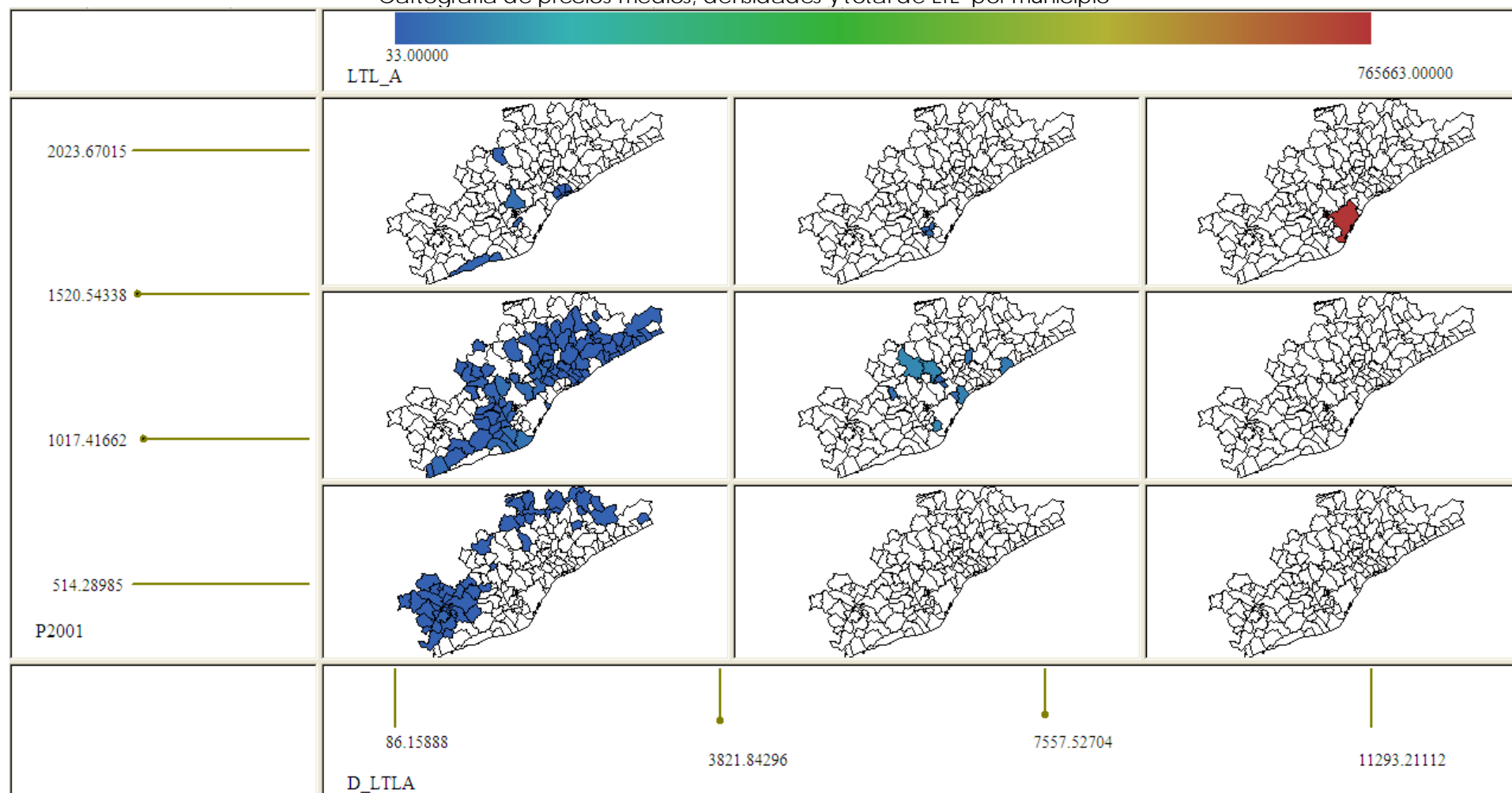
Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 33
 Grafico de Densidad, precios medios y distancia a Barcelona



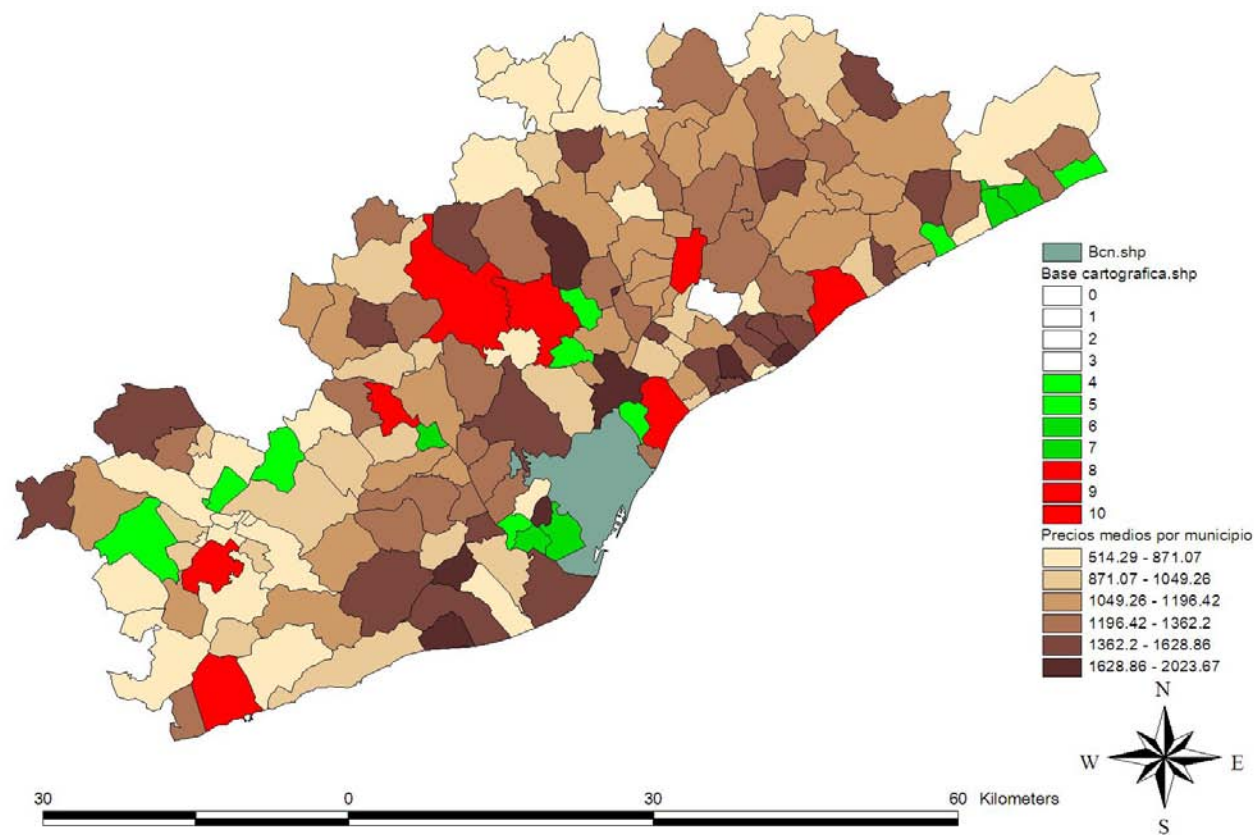
Fuente: Elaboración propia

Figura N° 34
Cartografía de precios medios, densidades y total de LTL por municipio



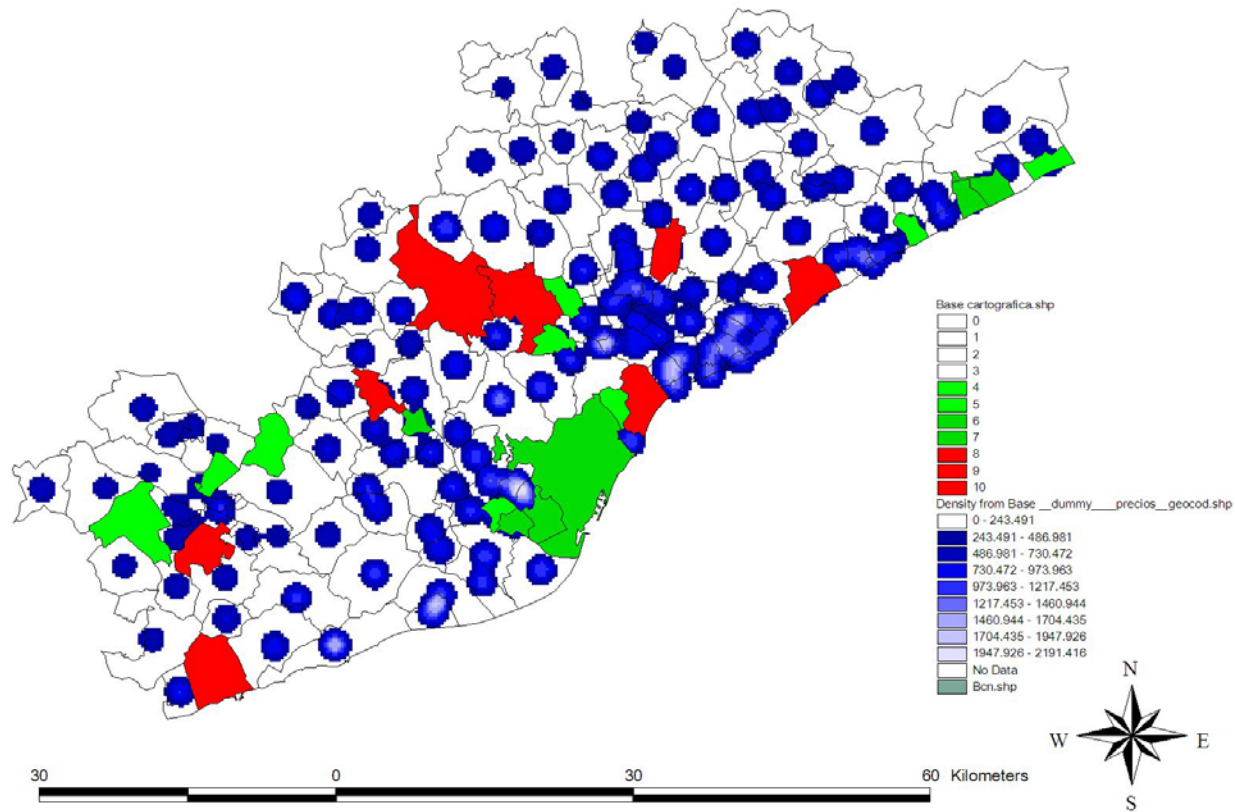
Fuente: Elaboración propia

Figura N° 35
Cartografía de precios medios y subcentros



Fuente: Elaboración propia.

Figura N° 36
Cartografía de precios medios, subcentros y densidades de precios



Fuente: Elaboración propia.

i) *Comparación de medias entre subcentros y no subcentros.*

El primer análisis intenta probar la hipótesis de que los modelos de identificación permiten seleccionar municipios cuyos valores residenciales son estadísticamente distintos a los no seleccionados. Para cumplir con este análisis, se utilizará un análisis de varianza de un factor y un prueba no paramétrica de Wilcoxon-Mann-Whitney¹⁶.

Tabla N° 25
ANOVA de un factor para cada set de subcentros

Set		Promedio	Varianza	Probabilidad	F	Valor crítico para F
1	Subcentros	1.083	61.574,	0,2247	1,4855	3,9006
	No Subcentros	1.159	74.933,			
2	Subcentros	1.100	70.051	0,3689	0,8119	3,9006
	No Subcentros	1.156	73.998			
3	Subcentros	1.208	77.479	0,2196	1,5187	3,9006
	No Subcentros	1.137	72.346			
4	Subcentros	1.289	37662	0,0341	4,5669	3,9006
	No Subcentros	1.134	75085			
5	Subcentros	1.343	29823	0,0341	16,8852	3,9006
	No Subcentros	1.112	73329			
6	Subcentros	1.374	27122	0,0018	10,0232	3,8955
	No Subcentros	1.148	73390			
7	Subcentros	1.057	49691	0,0878	2,9500	3,9006
	No Subcentros	1.163	75978			
8	Subcentros	1.181	64903	0,5630	0,3360	3,9006
	No Subcentros	1.144	74889			
9	Subcentros	1.261	37056	0,0522	3,8253	3,9006
	No Subcentros	1.133	76593			
10	Subcentros	1386	31.899	0,0001	16,5429	3,8931
	No Subcentros	1148	18.494			

Fuente: Elaboración propia

Los resultados del Anova, muestran que sólo los candidatos seleccionados en los sets, 4, 5, 6 y 10, son significativamente diferentes a los no seleccionados, en relación a su precio residencial medio, con lo cual estos métodos mostrarían su eficiencia en esta selección. Sin embargo, este análisis

¹⁶ El test WMW, es una prueba no-paramétrica para determinar si dos muestras proceden de observaciones de la misma distribución. La hipótesis nula es que las dos muestras se tomen de una sola población, y por lo tanto, que sus distribuciones de probabilidad son iguales. Requiere las dos muestras a ser independiente, y las observaciones a ser ordinales o mediciones continuas, es decir, uno puede decir por lo menos, de dos observaciones, que es el mayor. En una formulación menos general, la Wilcoxon-Mann-Whitney de dos muestras de prueba pueden ser considerados como pruebas la hipótesis nula que la probabilidad de una observación de una población superior a una observación de la segunda población es de 0,5. ,

presupone una distribución normal, lo que no es asegurable en los conjuntos de candidatos a subcentros.

En la tabla N° 26, se muestra los resultados para cada set, del test no paramétricos de WMW, mantiene las relaciones de igualdad que se había obtenido en la prueba Anova, además de rechazar la hipótesis nula de similitud para el set gravitatorio de flujos, por tanto que los modelos más eficientes, para los precios, son el set exponencial gravitatorio, el de García López, Gulianno y Small, y ambos gravitatorios.

Tabla N°26
Test de Wilcoxon-Mann-Whitney de un factor para cada set de subcentros

Set		Promedio	p-value	95% rango	
1	Subcentros No	1115,40	0,3237	-1184,0	55,2
	Subcentros	1153,50			
2	Subcentros No	1115,40	0,5112	-169,8	78,8
	Subcentros	1150,80			
3	Subcentros No	1215,50	0,1244	-28,1	1202,4
	Subcentros	1135,30			
4	Subcentros No	1269,40	0,0175	31,6	295,7
	Subcentros	1129,90			
5	Subcentros No	1362,20	0,0000	146,2	337,1
	Subcentros	1104,70			
6	Subcentros No	1399,10	0,0005	109,9	346,7
	Subcentros	1147,70			
7	Subcentros No	1090,40	0,1181	-210,0	22,0
	Subcentros	1153,50			
8	Subcentros No	1153,90	0,7255	-210,0	22,0
	Subcentros	1144,70			
9	Subcentros No	1242,70	0,0231	19,1	243,6
	Subcentros	1120,40			
10	Subcentros No	1399,10	0,0000	135,8	345,6
	Subcentros	1147,70			

Fuente: Elaboración propia

ii) *Análisis de precios hedónicos.*

La regresión de precios, se desarrollo con base en el modelo hedónico identificado en la literatura, o sea de tres vectores generales, el primero de condiciones de accesibilidad, el segundo de externalidades de ambientales urbanas y un tercero de condiciones socioeconómicas. Para el primer vector, de accesibilidad, se contó con la base de distancias entre municipios utilizada en los modelos de identificación, para el segundo vector, se contó con la información se recolecto del censo de 2001, estipulada por condiciones de la edificación, en porcentaje para cada municipio, y las superficies obtenidas de las bases de datos de CPSV¹⁷, por último las condiciones sociales de estipularon en base a los valores de Estratos socioculturales de LTL, por Porcentaje del censo(educación y ocupación), del Censo y los valores de rentas proporcionados por el CPSV.

Tabla N° 27
Descriptivos de la base inicial

	Media	Std. Deviation
Precio medio Tasaciones propiedades nuevas	1258.9502	313.32791
Distancia a Barcelona	35.1247	15.29647
Zona de Costa	.1739	.38022
Sup. de Parques en la superficie Municipal	3.2834	4.46900
Equipamiento por superficie municipal	1.7384	2.55113
Ln Superficie de parques	.4279	1.41282
LN Equipamiento en superficie municipal	-.3562	1.68738
Componente 1_LTL	-.0095	.99575
Componente 2 LTL por tipos ()	-.0089	.99660
Componente 3 LTL por tipos	-.0028	1.00249
Componente 1 Socio profesional Clase altas	.0061	1.00010
Componente 2 Socio profesional Clases medias Altas	-.0091	.99632
Componente 3 Socio profesional Clases medias bajas	-.0008	1.00307
Componente 4 Socio profesional Clases bajas	-.0012	1.00300
Componente 1 Formación superior	.0061	1.00010
Componente 2 Formación técnica	-.0091	.99632
Componente 3 Formación secundaria	-.0008	1.00307
Componente 4 Formación Baja	-.0012	1.00300
Porcentaje de viviendas en estado ruinoso	.0074	.00761
Porcentaje de viviendas en estado malo	.0100	.01065
Porcentaje de viviendas en estado deficiente	.0540	.04608
Porcentaje de viviendas en estado bueno	.9286	.05801
Renta media	2553.5031	522.45194
LN renta del trabajo	7.6495	.18734
LN renta media	7.8277	.18038
Cuota de IRPF	439.6211	195.77037
LN Cuota del IRPF	6.0133	.35894

Fuente: Elaboración propia

¹⁷ Se agradece a Claudia Pérez y a Jorge Cerda, doctorandos del CPSV,, por su ayuda en este punto y en muchos más.

Como muchos de estos valores se encuentran con una alta correlación, se realizan análisis factoriales para sintetizar lo más posible la información de los vectores sociales, reduciendo las variables a las que se muestran en la tabla N° 27. el procedimiento corresponderá a estimar una regresión base asociada en la accesibilidad solamente a la distancia a Barcelona, se elegirán las variables de esta regresión base mediante un procedimiento de regresión paso a paso¹⁸. En ellos, para dos variable dependientes, el precio y e logaritmo del precio, seleccionando el de mayor poder explicativo.

Al aplicar este procedimiento, se estimó la regresión hedónica que se presenta a continuación, la cual se acepta dado que sus estadígrafos son aceptables. Sin embargo, se observa que el modelo, a pesar de no tener multicolinealidad, está en el límite de tenerla.

Tabla N° 28
Sumario del modelo de regresión base

R	R ²	R ² Ajustado	Std. Error	sig	Durbin- Watson
.863	.745	.735	142.053	.000	2.086

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 29
ANOVA

	Suma de los cuadrados	Grados de libertad	Suma de cuadrados	F	SIG
Regresión	9084145.192	6	1514024.199	75.029	.000(a)
Residuos	3107606.401	154	20179.262		
Total	12191751.593	160			

Fuente: Elaboración propia

¹⁸ Stepwise, comienza como el de introducción progresiva, pero en cada etapa se plantea si todas las variables introducidas deben de permanecer, hasta que no sale ni entra ninguna en base a la regla que se impone, en este caso corresponde a la significancia y al aumento del ajuste.

Tabla N° 30
Coeficientes de la regresión y
diagnósticos de significancia y multicolinealidad

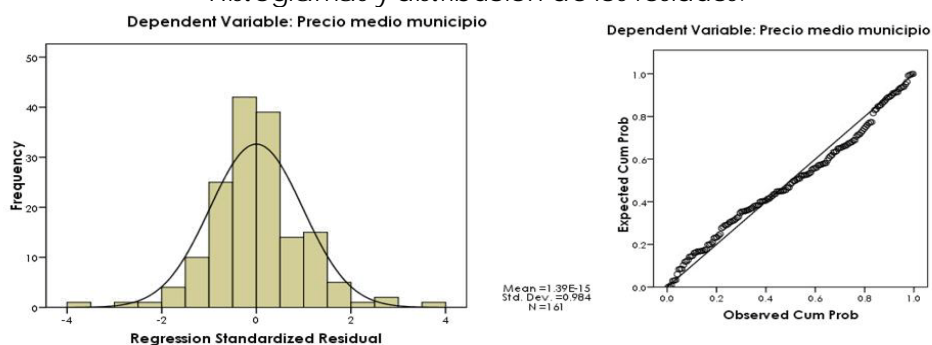
	Coeficientes no estandarizado				Pruebas de multicolinealidad		
	B	Std. Error	Beta	t	Sig.	Tolerance	VIF
(Constant)	1412.956	44.64		31.652	.000		
Distancia a Barcelona	-8.287	1.08	-.459	-7.635	.000	.457	1.896
Componente 1 Socio profesional	88.551	14.14	.321	6.261	.000	.630	1.586
Zona de Costa	178.383	32.67	.246	5.460	.000	.817	1.223
Equipamiento por superficie municipal	8.731	5.78	.081	1.510	.133	.580	1.724
Componente 1_LTL por tipos	37.221	15.84	.134	2.349	.020	.506	1.974

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 31
Estadísticas de residuos.

	Mínimo	Máximo	Media	Desviación Std.	N
Predicted Value	610.9688	1946.0972	1155.6695	238.27696	161
Residual	-475.92838	547.69574	.00000	139.36477	161
Std. Predicted Value	-2.286	3.317	.000	1.000	161
Std. Residual	-3.350	3.856	.000	.981	161

Figuras N° 37 y 38
Histogramas y distribución de los residuos.



Fuente: Elaboración propia

A este modelo se le ha agregado los valores de distancias mínimas a cada set de subcentros, para probar la hipótesis de que se mejorarían los valores de ajuste, y que los coeficientes son significativos. Estos se resumen en la tabla N° 32, donde se observa que la mayoría de las regresiones empeoran o en su defecto sus valores no son significativos. Entre paréntesis, debajo de cada uno

de los coeficientes, se muestran la "t values" (significancia), que corresponden a la significancia estadística de los coeficientes.

El set 4 es más robusto ya que aumenta el ajuste y además ambos coeficientes y la constante son significativos. El segundo set que mas ajusta es el set 10 y el 6, pero ambos presentan problemas de multicolinealidad en para la distancia mínima.

Tabla N° 32
Resumen de modelos por set

		Constante	Distancia a BCN	Distancia Mínima	Test de multicolinealidad Para distancia mínima
	R ²	k	β	β_1	
Base Inicial	0.735	1399.481 (36,893)	7.49 (-6,787)	0 -	- -
Set1	0.734	1396.36 (33,873)	-7.50 (-6,769)	0.367 (0,196)	VIF= 1.572 Tolerancia=0.636
Set2	0.734	1394.62 (33,85)	-7.50 (-6,733)	0.575 (0,308)	VIF= 1.569 Tolerancia=0.637
Set3	0.734	1394.50 (35,047)	7.551 (-6,776)	0.852 (0,465)	VIF= 1.720 Tolerancia=0.581
Set4	0.746	1412.93 (35,101)	7.41 (-6,699)	-1.47 (-1,999)	VIF= 1.033 Tolerancia=0.968
Set5	0.737	1324.23 (29,095)	-6.82 (-6,183)	5.59 (2,852)	VIF= 11.40 Tolerancia=0.877
Set6	0.740	1399.00 (37,213)	-5.93 (-4,388)	-3.82 (-1,954)	VIF= 2.831 Tolerancia=0.353
Set7	0.735	1374.01 (28,871)	-7.25 (-6,384)	1.63 0.887	VIF= 1.210 Tolerancia=0.826
Set8	0.737	1324.24 (29,096)	-6.82 (-6,183)	5.59 (2,853)	VIF= 1.140 Tolerancia=0.877
Set9	0.738	1387.08 (30,584)	-8.07 (-6,965)	3.14 (1,571)	VIF= 1.502 Tolerancia=0.666
Set10	0.742	1400.62 (35,263)	-7.45 (-6,402)	-0.19 (-0,1)	VIF= 2.141 Tolerancia=0.467

Fuente: Elaboración propia

La mayoría de los modelos presentan multicolinealidad, lo que desde ya es problemático para realizar las estimación, dado que la eficiencia de sus estimadores, como así para la representatividad de la regresión. Una de las hipótesis del modelo de regresión lineal múltiple establece que no existe relación lineal exacta entre las covariables, o, en otras palabras, establece que no existe multicolinealidad perfecta en el modelo. Esta hipótesis es necesaria para el cálculo del vector de estimadores mínimo cuadrados, ya

que en caso contrario la matriz de regresores será no singular. La multicolinealidad perfecta no se suele presentar en la práctica, salvo que se diseñe mal el modelo como veremos en el epígrafe siguiente. En cambio, sí es frecuente que entre los regresores exista una relación aproximadamente lineal, en cuyo caso los estimadores que se obtengan serán en general poco precisos, aunque siguen conservando la propiedad de lineales, insesgados y óptimos. En otras palabras, la relación entre regresores hace que sea difícil cuantificar con precisión el efecto que cada regresor ejerce sobre el regresando, lo que determina que las varianzas de los estimadores sean elevadas. Cuando se presenta una relación aproximadamente lineal entre los regresores, se dice que existe *multicolinealidad no perfecta*. Es importante señalar que el problema de multicolinealidad, en mayor o menor grado, se plantea porque no existe información suficiente para conseguir una estimación precisa de los parámetros del modelo.

Es por eso que se construyó un modelo de distancias ponderadas. (Anexo 3), sin embargo, ellos tampoco fueron eficientes y de hecho empeoró más la situación de multicolinealidad.

Buscando obtener los valores para el test de los modelos, se exploró la generación de regresiones espaciales, en base a tres estructuras, la primera es la de OLS¹⁹ ponderados, un modelo de Spatial Lag y un modelo de Error Espacial, todos en contigüidad Queen 1.

El modelo de OSL ponderado, mejora los ajustes medidos en r^2 ajustado de la regresión, sin embargo, aparecen los mismos problemas de multicolinealidad, por aumento del ajuste y el cambio de signos para los coeficientes de la distancia mínima. En cambio los modelos de Spatial Lag y Spatial Error, al incorporar otras formas de ver la regresión, permiten desarrollar análisis más profundo.

En la tabla 34 se observa los modelos mejoran al estimarse las regresiones espaciales, tanto los Spatial Lag, como los de Spatial Error.

Esto se debe específicamente a la mejora que introduce la reducción de la autocorrelación espacial de los valores de precios inmobiliarios.

¹⁹ Mínimos cuadrados ordinarios, en su acrónimo en Inglés

Tabla N° 33
Resumen de modelos por set, regresión por OLS ponderados. Queen 1

		Constante	Distancia A BCN	Distancia minima	dif de r ²	
		R ²	k	β	β_1	Δ
Base Inicial Modelo	Regresion Sin Subcentros	0.735	1399.48	-7.488	-	-
Base Inicial OLS Ponderada	Regresion Sin Subcentros	0.7433	1396.41	-7.498	0.3699	-
Set1	Regresion Exp_DTL	0.7444	1396.40	-7.499	0.3699	0.0101
Set2	Regresion Exp_Vector	0.7440	1394.66	-7.050	0.5771	0.0097
Set3	Regresion Grav_DTL	0.7443	1394.09	-7.555	0.8566	0.0100
Set4	Regresion Grav_Vector	0.7456	1413.02	-7.4120	-1.469	0.011
Set5	Guliano y Small	0.7567	1324.22	-6.8263	5.597	0.022
Set6	García López	0.7501	1399.07	-5.9377	-3.815	0.016
Set7	RS Spatial Lag Quenn1 DTL	0.7452	1374.02	-7.2590	1.633	0.011
Set8	RS Spatial Lag Quenn1 Vector	0.7569	1324.23	-6.8260	5.596	0.023
Set9	Gravitacional Flujos	0.7480	1387.13	-8.0719	3.148	0.014
Set10	Gravitacional LTL	0.7440	1400.67	-7.4561	-0.019	0.010

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 34
Resumen de modelos por set, regresión por Spatial Lag. Queen1

			Constante	Distancia A BCN	Distancia minima	Z moran Distancia minima	W
		R ²	k	β	β1		
Base Inicial Modelo	Regresion Sin Subcentros	0.735	1399.48	-7.488	-		-
Base Inicial Spatial Lag	Regresion Sin Subcentros	0.8488	479.21	-0.4321	-	-	0.5973
Set1	Regresion Exp_DLTL	0.8501	478.74	-0.3132	1.361	-0.953	0.6050
Set2	Regresion Exp_Vector	0.8498	478.49	-0.3267	-1.215	-0.8503	0.6040
Set3	Regresion Grav_DLTL	0.8496	4.75.67	-0.2787	-1.031	-0.7368	0.6040
Set4	Regresion Grav_Vector	0.8490	488.86	-0.4270	-0.640	-0.5668	0.5949
Set5	Gulianne y Small	0.8487	484.89	-0.4555	1.290	0.406	0.5824
Set6	García López	0.8511	490.06	0.5237	-2.557	-1.674	0.5901
Set7	RS Spatial Lag Quenn1 DLTL	0.8489	480.29	-0.4446	1.602	-0.113	0.5983
Set8	RS Spatial Lag Quenn1 Vector	0.8487	484.89	-0.4555	-1.290	0.831	0.5824
Set9	Gravitacional Flujos	0.8491	474.91	-0.3128	-0.402	-0.259	0.6012
Set10	Gravitacional LTL	0.8488	479.83	-0.4141	-0.097	-0.066	0.5973

Fuente: Elaboración propia

Asimismo, podemos observar el aumento en los ajustes, al modifican los valores mediante los factores de corrección, los w, o coeficiente de corrección, en el caso de los Spatial Lag y factor de corrección de los residuos λ , en el caso de los Spatial error.

En el caso de Spatial Lag, no son significativos los valores de los modelos 1, 5 y 7 y en el caso de los Spatial Error, quedan todos los modelos aceptados, pero presenta multicolinealidad el set 6.

Tabla N° 35
Resumen de modelos por set, regresión por Spatial Error, Queen1

		Constante	Distancia A BCN	Distancia mínima	Z moran Distancia mínima	Lambda
		R2	k	β	β_1	λ
Base Inicial Modelo	Regresion Sin Subcentros	0.735	1399.48	-7.488	-	-
Base Inicial Spatialerror	Regresion Sin Subcentros	0.8381	1351.27	-5.8562	-	0.689
Set1	Regresion Exp_DTL	0.8404	1357.65	-5.4581	-2.166	-1.1510
Set2	Regresion Exp_Vector	0.8402	1357.53	-5.4809	-2.098	-1.1150
Set3	Regresion Grav_DTL	0.8420	1348.28	-4.9773	-2.974	-1.4430
Set4	Regresion Grav_Vector	0.8382	1357.55	-5.8282	-0.623	-0.5624
Set5	Guliano y Small	0.8386	1352.89	-5.7879	-0.406	-0.2178
Set6	García López	0.8457	1343.10	-3.1152	-6.033	-2.711
Set7	RS Spatial Lag Quenn1 DTL	0.8421	1364.30	-5.3917	-2.582	-1.315
Set8	RS Spatial Lag Quenn1 Vector	0.8386	1352.88	-5.7881	-0.045	-0.217
Set9	Gravitacional Flujos	0.8410	1344.25	-4.9395	-2.271	-1.002
Set10	Gravitacional LTL	0.8405	1353.31	-4.8635	-2.952	-1.287

Fuente: Elaboración propia

Si se analiza los valores de corrección y el aumento de los ajustes de la regresión, en ejes ortogonales, con lo cual sería posible establecer cuál o cuáles son los sets de subcentros son más eficientes en su selección eficiente reflejada en que requieren de una menor corrección para explicar los precios. En ese sentido, se muestra que los modelos de densidad vectorial son lo que de mejor forma explican los precios promedio, en particular el set de la regresión exponencial gravitacional, numero 4.

Figura N° 39
Factor de corrección y ajuste de regresiones según Spatial lag

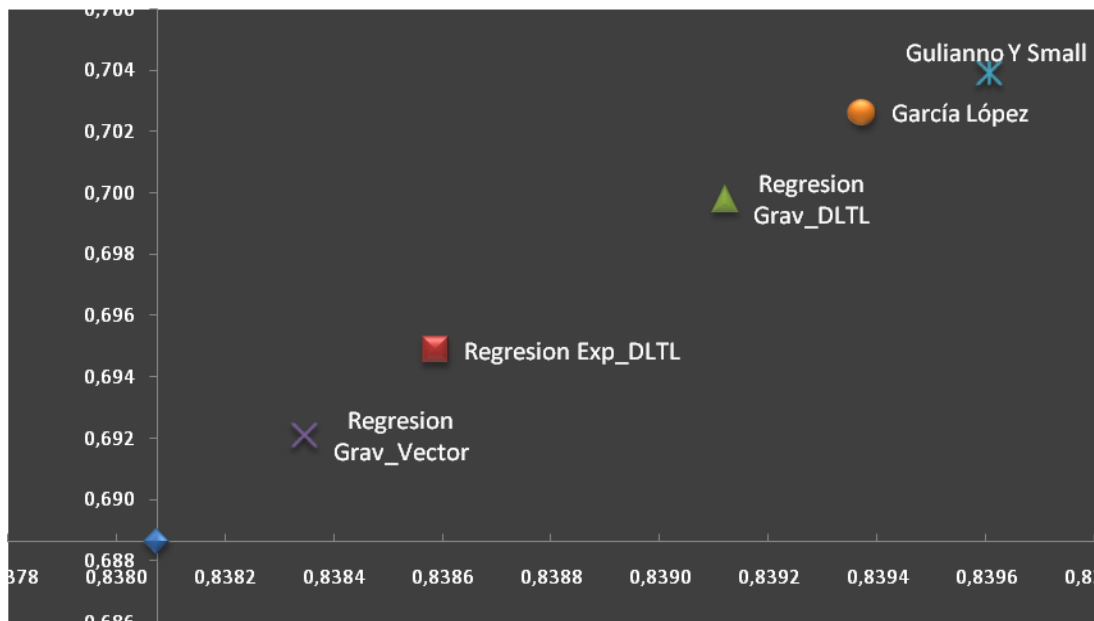
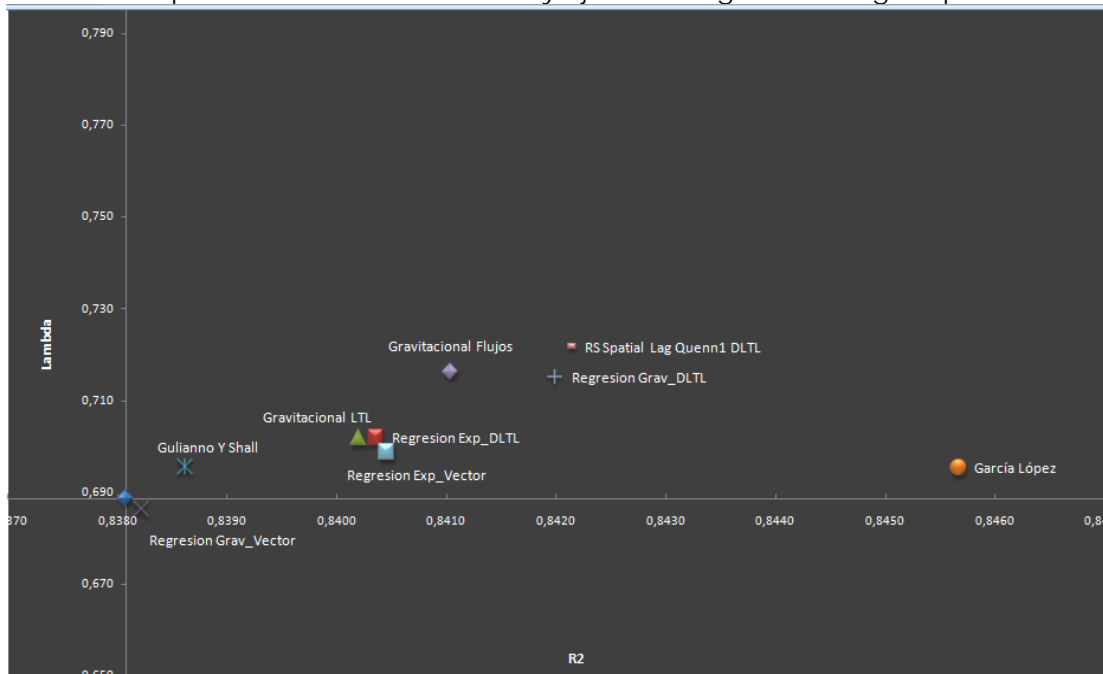


Figura N° 40
Factor de ponderación de los residuos y ajuste de regresiones según Spatial error



Para la segunda aproximación, que es la generación de un modelo con la antigüedad de las viviendas como una variable Dummy, siendo el vector (000) la vivienda nueva, (0100) el de las viviendas usadas y de menos de 10 años, (0010) el de las vivienda de entre 20 y 10 años y por último el (0001) el de las viviendas de mas de 20 años. Con estos antecedentes se pretendió aumentar

la muestra, que es según (Gujaratti, 1997) una de las formas de vencer la multicolinealidad.

Se construyó un modelo base siguiendo la misma filosofía anterior, sin embargo los modelos resultan con un ajuste menor, y con mayores problemas de multicolinealidad, eliminándose desde ya una cantidad importante de sets, ya que no fue posible establecer regresiones robustas.

Los datos descriptivos de los factores a considerar en la regresión se muestran en la tabla 36. En las tablas posteriores, se muestra el modelo obtenido por stepwise, sobre el cual se agrego los valores de distancias minimas y ponderadas. Las distancias ponderadas, resultan con multicolinealidad en la mayoría de los casos, quedando solamente los modelos gravitacionales de flujos y de LTL, con mejores ajustes, al límite en la multicolinealidad y con valores no significativos.

Tabla N° 36
Estadística descriptiva de los valores agregados a la regresión

	Media	Desviación Std.	N
LN valor vivienda	7.0188	.27995	632
Vivienda Nueva	.2547	.43606	632
Vivienda con menos de 10 años	.2453	.43058	632
Vivienda con menos de 20 años	.2516	.43427	632
Vivienda con mas de 20 años	.2484	.43244	632
Distancia a Barcelona	34.8785	15.28178	632
Zona de Costa	.1772	.38215	632
LN Equipamiento en superficie municipal	-.3219	1.65133	632
Componente 1_LTL por tipos	.0033	.99487	632
Componente 2 LTL por tipos	-.0126	.99167	632
Componente 1 Socioprofesional	.0085	.99629	632
Componente 2 Socioprofesional	.0008	.99769	632
Porcentaje de viviendas en estado deficiente	.0534	.04532	632

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 37
Resumen del modelo

R	R ²	R ² Ajustado	Std. Error	sig	Durbin- Watson
.849(a)	.721	.717	.14899	.000	2.065

a Predictors: (Constant), Porcentaje de viviendas en estado deficiente, Vivienda con menos de 10 años, Componente 2 LTL por tipos, Vivienda con mas de 20 años, Componente 1_LTL por tipos, Zona de Costa, Vivienda con menos de 20 años, Componente 2 Socioprofesional, Componente 1 Socioprofesional, LN Equipamiento en superficie municipal, Distancia a Barcelona
b Dependent Variable: LN valor vivienda

Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 38
ANOVA

	Suma de los cuadrados	Grados de libertad	Suma de cuadrados	F	Sig.
Regresión	35.667	10	3.567	160.674	.000(a)
Residuos	13.785	621	.022		
Total	49.453	631			

a Predictors: (Constant), Porcentaje de viviendas en estado deficiente, Vivienda con menos de 10 años, Distancia a Barcelona, Zona de Costa, Vivienda con mas de 20 años, Componente 1 Socioprofesional, Vivienda con menos de 20 años, Componente 2 Socioprofesional, Componente 2 LTL por tipos, Componente 1_LTL por tipos
b Dependent Variable: LN valor vivienda

Fuente: Elaboración propia

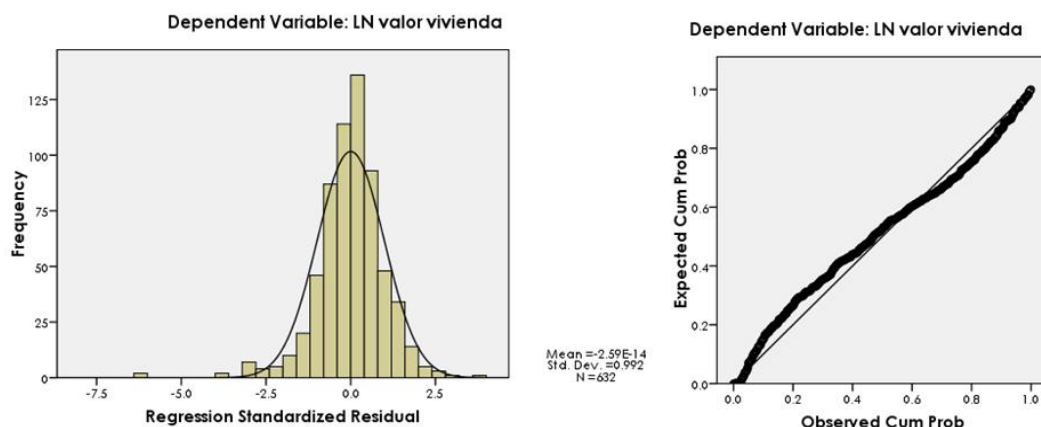
Tabla N° 39
Coeficientes de la regresión

	Coeficientes no estandarizado		Coeficientes estandarizados		Pruebas de multicolinealidad		
	B	Std. Error	Beta	t	Sig.	Tolerancia	VIF
(Constante)	7.442	.024		304.114	.000		
Vivienda con menos de 10 años	-.043	.017	-.067	-2.582	.010	.675	1.482
Vivienda con menos de 20 años	-.126	.017	-.196	-7.579	.000	.672	1.488
Vivienda con mas de 20 años	-.202	.017	-.312	-12.101	.000	.673	1.485
Distancia a Barcelona	-.009	.001	-.485	-15.105	.000	.435	2.300
Zona de Costa	.154	.017	.211	8.950	.000	.810	1.235
Componente 1_LTL por tipos	.043	.008	.153	5.238	.000	.529	1.891
Componente 2 LTL por tipos	.047	.008	.167	5.999	.000	.581	1.721
Componente 1 Socioprofesional	.036	.008	.128	4.527	.000	.560	1.785
Componente 2 Socioprofesional	.045	.008	.160	5.967	.000	.626	1.596
Porcentaje de viviendas en estado deficiente	-.890	.141	-.144	-6.321	.000	.865	1.156

a Dependent Variable: LN valor vivienda

Fuente: Elaboración propia

Figura N° 41
Histogramas y distribución de los residuos



Fuente: Elaboración propia

Tabla N° 40
Resumen de modelos por set

	Constante	Distancia a BCN	Distancia Mínima	Test de multicolinealidad Para distancia mínima
	R ²	k	β	β_1
Base Inicial	0,726	7,339 (269,969)	-0,07 (-10,775)	0 -
Set1	0,727	7,316 (240,551)	-0,07 (-6,769)	0,02 (1,689) VIF= 1,739 Tolerancia=0,576
Set2	0,727	7,137 (240,887)	-0,07 (-10,487)	0,02 (1,838) VIF= 1,735 Tolerancia=0,576
Set3	0,727	7,318 (247,945)	-0,07 (-10,710)	0,02 (1,799) VIF= 1,935 Tolerancia=0,517
Set4	0,735	7,352 (259,560)	-0,07 (-10,712)	-0,01 (-1,969) VIF= 1,067 Tolerancia=0,937
Set5	0,739	7,231 (220,092)	-0,06 (-8,183)	0,06 (5,573) VIF= 1,277 Tolerancia=0,783
Set6	0,731	7,352 (270,319)	-0,06 (-8,686)	-0,04 (-3,536) VIF= 3,352 Tolerancia=0,298
Set7	0,727	7,301 (209,056)	-0,07 (-9,448)	0,02 0,084 VIF= 1,444 Tolerancia=0,693
Set8	0,739	7,231 (220,101)	-0,06 (-8,770)	0,06 (2,853) VIF= 1,277 Tolerancia=0,783
Set9	0,729	7,310 (254,072)	-0,08 (-6,965)	0,03 (1,895) VIF= 1,710 Tolerancia=0,585
Set10	0,726	7,330 (259,754)	-0,07 (-10,756)	-0,01 (-1,143) VIF= 2,201 Tolerancia=0,454

Fuente: Elaboración propia

A pesar de contar con más información y mayor número de casos en esta estimación, (161×4) , no se solucionan los problemas de multicolinealidad. De esta perspectiva, se puede inferir, que existen factores integrados a la oferta inmobiliaria que es necesario limpiar de los datos antes de probar los sets de subcentros. Sin embargo, el Set que mejor explica sigue siendo el exponencial gravitatorio, set 4, que en ese caso es el único significativo, con poca multicolinealidad y que aumenta el ajuste.

Sintetizando la información sobre la validación desde los precios, se puede precisar:

a.- Los sets eficientes en discriminación de valores inmobiliarios, son los set, 4, 5, 6, 9 y 10. El resto de los sets, no marca una diferencia estadísticamente fuerte y significativa que permita aprobar la hipótesis de que son distintos.

b.- Para los modelos de precio hedónico, no está clara la eficiencia de cada uno de los sets, dado que los modelos presentan, en la mayoría de los casos, multicolinealidad o sencillamente el coeficiente de la distancia mínima al subcentro no es significativo o presenta problemas de signo²⁰. Aun así, el set 4 presenta mejores resultados para explicar el manto de densidades, al ser el único modelo aceptable.

c.- En lo que se refiere a los modelos de regresión espacial, se puede establecer que ellos mejoran significadamente la explicación de los mantos. Sin embargo, por su forma de estimación y las correcciones que realizan, no eliminan el problema de la multicolinealidad del modelo. Al probar la hipótesis de eficacia y eficiencia de en los modelos de selección, o sea a cuál de los modelos, estadísticamente significativos, se le deben hacer las menores correcciones para aumentar el ajuste, se puede concluir que el set 4 cumple con estas características.

d.- La estimación spline de los mantos de densidad permite establecer si los conjuntos de subcentros permiten generar modelos de explicación adoptables por medio de los modelos de MCO. El set 4, el 5 y el 6, se observan como los

²⁰ Que se pueden interpretar como una forma de multicolinealidad, al necesitar compensar el cambio de la constante y buscar un estimador eficiente.

más aceptables. Aun así se observa en los modelos el peso de los subcentros cercanos a Barcelona y a su vez, el peso de los subcentros que se identifican en casi todos los modelos.

Como última prueba para el set 4, la prueba realizada por McMillen en mantos de densidad (2003), que consiste en probar, de a una las distancias a los subcentros y ver cual o cuales de ellas son efectivamente significativas y tienen mayores coeficientes. Sin embargo, al realizar una estimación, aparecen problemas de multicolinealidad con la distancia a Barcelona y la poca significancia de los valores se vuelve no permite ser concluyente, ya que los municipios cercanos a Barcelona tienen un peso importante la explicación de los precios.

Es por eso, que se realiza un análisis de set nuevo, denominado 11, que consiste en los subcentros identificados, al menos por 7 de los 10 métodos elegidos²¹. Con ese objetivo de evaluar si es modelo de identificación el que está generando los problemas en la estimación hedónica, o en su defecto, la violación los supuestos del modelos hedónicos, lo que está llevando a esta paradoja.

En si la hipótesis de trabajo, es que a lo menos estos son significativamente iguales a los del set 4, lo que se comprueba, a pesar de ser un subconjunto de él, y además, explican de la misma forma los precios en la RMB.

Ambas hipótesis se aprueban, ya que los set son significativamente iguales, sin embargo, al calcular los valores de la regresión, se observa que los la distancia al subcentro mantiene los problemas de multicolinealidad con la distancia a Barcelona.

²¹ En la etapa de doctorado, se pretende seguir con esta línea, ingresando a todos los candidatos a un modelo de explicación de las tres dimensiones mencionadas.

Tabla N° 41
Coeficientes por Subcentro, para explicación del precio

	β BCN				β D subcentro				Itl_a
	R2	Coeficiente	t value	VIF	Coeficiente	t value	VIF		
Badalona	0,739	-6,422	-3,356	5,163	-2,799	-2,026	4,490	54814	
Calella	0,749	-8,936	-9,934	1,707	-1,409	-3,241	1,197	5398,00	
Cornellà de Llobregat	0,732	-9,987	-5,344	6,292	0,695	0,458	5,237	27719	
Granollers	0,734	-8,762	-8,483	1,956	-0,739	-1,98	1,329	31662	
Hospitalet de Llobregat (L')	0,740	-8,576	-3,449	11,332	-0,571	-0,26	9,995	66437,00	
Mataró	0,744	-8,371	-8,447	1,869	-1,501	-2,673	1,369	42303	
Sabadell	0,744	-12,13	-8,461	3,946	3,283	2,773	3,271	69255	
Terrassa	0,768	-13,908	-10,547	3,678	5,602	4,865	3,056	67533,00	
Vilafranca del Penedès	0,746	-9,517	-10,078	1,724	1,204	2,921	1,149	13887	
Vilanova i la Geltrú	0,736	-9,419	-9,705	1,749	0,658	1,464	1,131	19271	

Capítulo V.- Conclusiones, limitaciones y proyecciones.

La identificación y selección de los subcentros urbanos en un ámbito metropolitano, debe contar de diversas dimensiones, y ser observado desde todas ellas, para establecer una interpretación de la realidad, que en muchos casos no se ajusta principios, preceptos y simplificaciones con las cuales cuentan las ciencias sociales. Según el modelo de Alonso y Mills, la ubicación de estos centros laborales define en la estructuras de las rentas del suelo en un entorno urbano, el trabajo de Muth, lo relaciona con la densidad de trabajadores y genera el modelo exponencial negativo, ampliamente utilizado en la literatura

La investigación buscó desarrollar una propuesta de clasificación de modelos de identificación basada en la definición de subcentros y no en las metodologías existentes. Esta propuesta se explicita en el capítulo III, junto con una manera separada e integrada de análisis. Además identificó los subcentros laborales, en base a las metodologías planteadas y aplicó un método de validación en base a tres ejes, la explicación de la densidad de los vecinos, la movilidad o su capacidad de estructurar flujos y viajes, y por ultimo su impacto en los precios de situación de la vivienda.

En el caso e estudio, la región metropolitana de Barcelona arroja la aprobación de las hipótesis planteadas, aunque no de manera categórica. En primer lugar, la hipótesis número 1, *Densidad Vectorial es más eficaz y eficiente en la determinación de subcentros metropolitanos*, muestra que es verdadera en los modelos exponenciales gravitatorios y los modelos espaciales, por lo cual se aprueba. Sin embargo, el modelo clásico de regresión exponencial logarítmica, su diferencia no es mayor y de hecho funciona casi de manera equivalente al modelo de densidad tradicional.

Respecto a la hipótesis 2, en el cual se expresaba que los *modelos de movilidad serán lo suficientemente robustos para permitir la validación de los candidatos a subcentros*. Se muestra muy claro en el caso de los indicadores de flujos, pero en el caso de la interacción no es muy claro. El proceso en el cual los modelos espaciales seleccionan anomalías en pequeños municipios, pero que a su vez, son mini subcentros respecto a su entorno, incorpora valores de interacción que hacen difícil su interpretación.

Además, los modelos gravitatorios, presentan buenos resultados en la interpretación de los precios, aunque no son los mejores.

Para la hipótesis 3, que enunciaba que *Valores de viviendas tiene relación con las distancias o accesibilidades a los subcentros y por tanto, puede medir la eficiencia de un grupo de candidatos a subcentro*, es la hipótesis controvertida, ya que de apropiada pueden establecer una relación de validación de los subcentros urbanos, pero la segmentación de los mercados de la vivienda y por ende su cambio en los atributos de la vivienda, más allá de su ubicación, en el micro y macro entorno, han de jugar un papel decisivo en el precio. Además el caso de estudio presenta una correlación entre las variables y la distancia Barcelona con lo cual, la mayoría de los modelos son rechazados por multicolinealidad, sin embargo, los modelos que se aceptan y que se presentan mejores, son consecuentes con las validaciones anteriores, por lo cual, se estima que son los más robustos.

En ese sentido y para la región metropolitana de Barcelona se ha identificado un set de 15 subcentros, correspondiente a los residuos positivos de una regresión paramétrica exponencial negativa. Este set, demuestra ser el más eficaz en términos generales, al explicar los mantos, la movilidad y los precios.

Mención especial se debe hacer para identificación de subcentros en base a la generación de sistemas y protosistemas, situación que esta investigación no ha tratado y se considera una alternativa para futuras investigaciones.

De los otros modelos que se identificaron, los métodos de umbrales resultaron particularmente fáciles de utilizar, pero sus puntos de corte depende su eficacia, por lo cual resulta interesante buscar un método para establecer estos puntos, más allá de las referencias anteriores.

Al contrario, los modelos más complejos de implementar y a su vez de interpretar, espaciales, resultan particularmente atractivos en sus resultados e interpretación, dada la riqueza de sus métodos y resultados.

Mención aparte resulta de los modelos gravitatorios, ya que en ellos la calibración de los estimadores resultó clave. De hecho en esta investigación solo se muestran dos de los resultados ya que se probó con más calibraciones, pero por su difícil interpretación, como también por su situación exploración inicial, no fueron consideradas para su análisis.

Limitaciones y proyecciones.

Las limitaciones de esta investigación nacen desde dos fuentes, la primera sobre los métodos y después sobre el alcance y caso de estudio.

En la primera, resulta importante destacar que no fue posible eliminar la multicolinealidad en los modelos de precio hedónico. Si bien, el resultado, que los modelos robustos, sean los consecuentes con los otras validaciones, no es concluyente para explicar los precios y al estructura urbana de forma causal.

Esto se puede ser causado por varios motivos, el primero y quizás el más relevantes es la importancia de la distancia a Barcelona y su influencia sobre las otras variables asociadas al precio. En ese sentido, el modelo de precios hedónicos, se ajustó a esta dinámica generando correlaciones imperfectas entre la distancia y otros atributos, restándole validez a los coeficientes.

Otro tema metodológico, es sin duda la resolución espacial de los datos con los cuales se hizo el análisis, resulta ideal, trabajar con datos de mayor precisión espacial y por sobre estos, probar las mismas hipótesis con miras a establecer unidades espaciales menos administrativas. Aun así, el uso de la superficie artificializada, en vez de la superficie administrativa, es un buen acercamiento, pero dista de ser el ideal.

Un último punto, resulta de los límites tanto de los umbrales, como de los residuos para ser identificados. Es este punto en que requiere de un mayor análisis y crítica ya que la sensibilidad de la identificación radica en este punto. Respecto al caso de estudio, resulta interesante el análisis de realidades conocidamente monocéntrica, validando ahí las hipótesis de forma mas general y no en un caso muy particular.

Las proyecciones de esta investigación nacen de superar las limitaciones actuales, en una primera instancia y el rescate de las preguntas abiertas que dejan los resultados obtenidos. La primera proyección es sin lugar a dudas, ahondar en el proceso de estimación del modelo hedónico con miras a minimizar la multicolinealidad de los modelo, sin caer en la generación de un modelo muy básico y con muy pocas variables. En un segundo punto, la realización del mismo ejercicio, bajando los datos a nivel de sección censal e incorporando ejes de transporte como soportes para regresiones particulares.

Una tercera línea es el desarrollo de una estimación donde se consideren más variables para la definición de subcentros, y permita incorporar aspectos

cualitativos y cuantitativos, como por ejemplo la generación del series de tiempo, en clave econométrica, para describir los subcentros.

Otro punto importante es la generación de modelos de contraste en otras realidades abiertamente monocéntrica, como algunas ciudades en Latinoamérica, u otras del Estado Español, como Madrid, donde se pueda generalizar el uso de la densidad vectorial y el método de identificación y selección.

Bibliografía.

- Aguirre, C. y Ramos, R. (2005). "Impacto del ruido urbano en el valor de los departamentos nuevos: un estudio de precio hedónico aplicado a bienes ambientales". Revista de la Construcción, volumen 4, número 1, páginas 59-69.
- Aguirre,, C.; Spotorno, A.; "Precios de suelos en Gran Avenida, Efectos combinados de las intervenciones públicas municipales", Working paper, Lincoln Institute of Land Policy, 2007, p:42
- Allard, P; Mingo, O.; Aguirre C.; Takiyama, A.; (2007) "Estimación de precios de suelo para el área metropolitana de Santiago" Inédito, Observatorio de ciudades UC.
- Alonso, W. (1964): Location and Land Use. Cambridge, mass., Harvard University Press.
- Anselin, L Won, CH, Phillips, T.(2007); "Measuring the Benefits of Air Quality Improvement: A Spatial Hedonic Approach", Journal of Environmental Economics and Management.
- Anselin (2003),"Advances in Spatial Econometrics"; Editor, Springer, Berlin, pp 513.
- Anselin, L., (2001).Spatial Econometrics, in B. Baltagi (ed.) *A Companion to Theoretical Econometrics*, pp. 310-330. Oxford: Basil Blackwell
- Anselin, L. y A. Bera, Spatial Dependence in Linear Regression Models with anIntroduction to Spatial Econometrics, In A. Ullah and D. Giles (eds.), *Handbook of Applied Economic Statistics*, New York: Marcel Dekker 237-289 (1998).
- Anselin, L.(1988) "Spatial Econometric: Methods and Models"Kluwer Academic Press, Amsterdam, Holanda.
- Anderson, J.E. (1982) Cubic Spline Urban Density Functions, Journal of Urban Economics, 12, pp. 155-167.
- Anderson, J.E. (1985) The changing structure of a city: Temporal changes in cubic spline density patterns Journal of Regional Science, 25, pp. 413-426.
- Anas, A.; Kim, I. (1996): "General Equilibrium Models of Polycentric Urban Land Use with Endogenous Congestion and Job Agglomeration", Journal of Urban Economics, 40.
- Anas, A., Arnot, R. & Small, K.A. (1998): "Urban spatial structure". Journal of Economic Literature, Vol. XXXVI, pp. 1426-1464.
- Ascher F.(2004)"Los Nuevos Principios del Urbanismo" 1era edición en castellano. Alianza Editorial, Madrid, España.
- Asabere, Paul K. y Forrest E. Huffman (1996). "Thoroughfares and apartment values". The Journal of Real Estate Research, volumen 12, número 1, páginas 9-16.

- Bajari, Patrick y C. Lanier Benkard (2005). "Demand estimation with heterogeneous consumers and unobserved product characteristics: a hedonic approach". *Journal of Political Economy*, volumen 113, número 6, páginas 1239-1276.
- Bajic, Vladimir (1983). "The effects of a new subway line on housing prices in Metropolitan Toronto". *Urban Studies*, número 20, páginas 147-158.
- Balmaceda (2006). "La expansión de Santiago y la hipótesis de la demanda excesiva por infraestructura". Santiago: dónde estamos y hacia dónde vamos. Santiago, Chile. Centro de Estudios Públicos.
- Ball, M. (1973). Recent Empirical Work on the Determinants of Relative House Prices. *Urban Studies*, Vol. 10: 213-233.
- Batten, D. (1995) "Network cities: Creative Urban Agglomerations for the 21th Century" *Urban Studies*, Vol 32, nº 2, pp. 313-327.
- Bender, B. & Hwang, H. (1985): "Hedonic House Price Indices and Secondary Employment Centers", *Journal of Urban Economics*, 17, pp. 90-107.
- Benjamin, John D. y G. Stacy Sirmans (1996). "Mass transportation, apartment rent and property values". *The Journal of Real Estate Research*, volumen 12, número 1, páginas 1-8.
- Franquet Bernis, J.M.: (2007) *Un modelo nacional de organización territorial*, Edición electrónica gratuita. Texto completo en www.eumed.net/tesis/jmfb2/
- Bertaud, A.(2002), "The spatial distribution of population in 35 World Cities: the role of markets, planning and topography". The Center for urban land and economic research, The University of Wisconsin.
- Bertaud, A. (2002) "The Spatial Organization of Cities: Deliberate Outcome or Unforeseen Consequence?" *World Development Report, 2003, Dynamic Development in a Sustainable World. Background Paper*
- Brighan, E. (1965). The Determinants of Residential Land Values. *Land Economics*, Vol. 41: 325-334.
- Bogart, W.T. & FERRY, W.C. (1999): "Employment Centres in Greater Cleveland: Evidence of Evolution in a Formerly Monocentric City", *Urban Studies*, 36, pp. 2099-2110.
- Bourne, L. S. (1989): "Are new urban forms emerging? Empirical tests for Canadian urban areas", *The Canadian Geographer*, 4, pp. 312-328.
- Brueckner T, (1998). "Testing for Strategic Interaction Among Local Governments: the Case of Growth Controls", *Journal of Urban Economics* 44, pp 438-467
- Burns, M.; Moix, M.; Roca, J. (2001): "Contrasting Indications of Polycentrism within Spain's Metropolitan Urban Regions", paper for the Eighth European Estate Society Conference, Alicante, June 26-29.

- Camagi, R. (2005), "Economía Urbana" 1era Edición, en castellano, Anthony bosch Editores, Barcelona.
- Camagi, R. y C. Salone (1993) "Network urban structures in Northern Italy: Elements for a Theoretical Framework" Urban Studies, Vol 30, nº 6, pp. 1053-1064
- Cervero, R. & WU, K-L. (1997): "Polycentrims, Commuting and Residential Location in the San Francisco Bay Area", Environment and Planning A, 29, pp. 865-886.
- Clark, W.A.V. y M. KUIJPERS-LINDE (1994) "Commuting in Restructuring Urban Regions" Urban Studies nº 31, pp. 465-483.
- Cleveland, W.S. (1979): "Robust Locally-Weighted Regression and Smoothing Scatterplots", Journal of the American Statistical Association, 74, pp. 829-836.
- Cleveland, W.S. & DEVLIN, S.J. (1988): "Locally Weighted Regression: An Approach to Regression Analysis by Local Fitting", Journal of the American Statistical Association, 83, pp. 596-610.
- Champion, A.G. (2001) A Changing Demographic Regime and Evolving Polycentric Urban Regions: Consequences for the Size, Composition and Distribution of City Populations, Urban Studies, 38, pp. 657-677.
- Coombes, M.; Openshaws, S. (1982): "The use and definition of travel-to-work areas in Great Britain: some comments", Regional Studies, 16, 141-149.
- Copus, Andrew K. (2001) 'From Core-periphery to Polycentric Development: Concepts of Spatial and Aspatial Peripherality', European Planning Studies, 9:4, 539 - 552
- DE RUS, ET AL (2003) "Economía del transporte" 1era Edición, Anthony bosch Editores, Barcelona.
- Ding, Chengri, Robert Simons y Esmail Baku (2000). "The effect of residential investment on nearby property values: evidence from Cleveland, Ohio". The Journal of Real Estate Research, volumen 19, número 1/2, páginas 23-48.
- Dowall, D.E. y A. TREFFEISEN (1991) Spatial Transformation in Cities of the Developing World. Multinucleation and Land-Capital Suburbanisation in Bogotá, Colombia, Regional Science and Urban Economics, 21, pp. 201-224
- Dubin, R. A.;SUNG, CHEIN-HSING (1987) 'Spatial Variation in the Price of Housing: Rent Gradients in Non-monocentric Cities', Urban Studies,24:3, 193 - 204
- Dunphy, R.T. (1982) "Defining regional employment centers in an urban area" Transportation Research Record, nº 861, pp. 13-15.
- FUJITA M., OGAWA, H (1982): "Multiple equilibria and structural transition of non-monocentric urban configurations", Regional Science and Urban Economics, 12, pp:161-192.
- Fujita, M. y J.F. Thiesse (1986) "Spatial Competition with a Land Market: Hotelling and von Thünen Unified" Review of Economic Studies, 53, pp.819-841.

- Fujita, M., Thiesse, J-F. y Y. ZENOU (1997) On the Endogenous Formation of Secondary Employment Centres in a City, *Journal of Urban Economics*, 41, pp. 337-357.
- Fujita, M.; Krugman, P, Venables (2000), "Economía Espacial, Las ciudades, las regiones y comercio internacional", 1era Edición, Ariel Economía, Barcelona
- Fujita, M., Thiesse, J-F. (1997), " Economic Agglomeration" , 1era Edición, Cambridge University Press, Cambridge UK .
- Fujita, M. (1988): "A Monopolistic Competition Model of Spatial Agglomeration: Differentiated Products Approach", *Regional Science & Urban Economics*, 18, pp. 87-124.
- Fujita, M.; Krugman, P (1995) "When is the economy monocentric? von Thünen and Chamberlin unified" *Regional Science and Urban Economics* nº 25, pp. 505-528.
- Fujita, M.; Krugman, P, P. y T. Mori (1999) "On the evolution of hierarchical urban systems" *European Economic Review* nº 43, pp. 209-251
- Fujita, M. & Mori, T. (1997): "Structural Stability and Evolution of Urban Systems", *Regional Science and Urban Economics*, 27, pp. 399-442.
- Fujita, M. & Ogawa, H. (1982): "Multiple Equilibria and Structural Transition of Non-Monocentric Urban Configurations". *Regional Science and Urban Economics*, 12, pp. 161-196.
- Fujita, M., Thiesse, J-F. y Y. Zenou (1997) "On the endogenous formation of secondary employment centres in a city" *Journal of Urban Economics* nº 41, pp. 337-357
- Frew, James y G. Donald Jud (2003). "Estimating the value of apartments buildings". *The Journal of Real Estate Research*, volumen 25, número 1, páginas 77-86.
- Gordon, P. y H.W. Richardson (1996) "Beyond Polycentricity. The Dispersed Metropolis, Los Angeles, 1970-1990" *Journal of the American Planning Association*, Vol 62, nº 3, pp. 289-295
- García López, M.A. (2007): "Estructura Espacial del Empleo y Economías de Aglomeración: El Caso de la Industria de la Región Metropolitana de Barcelona", *Architecture, City & Environment*, 4, pp. 519-553.
- Giuliano, G.; Small, K.A. (1991): " Subcenters in Los Angeles Region", *Regional Science and Urban Economics*, 21, 163-182.
- Glaeser, Edward L., Joseph Gyourko y Raven Saks (2003). "Why is Manhattan so expensive? Regulation and the rise in house prices". Cambridge, Massachusetts, EE.UU. Harvard Institute of Economic Research.
- Griffith, D.A. (1981): "Evaluating the Transformation from a Monocentric to a Polycentric City", *Professional Geographer*, 33, pp. 189-196.

- Griffith, D.A. (1981): "Modelling Urban Population Density in a Multi-centered City", *Journal of Urban Economics*, 9, pp. 298-310.
- Gujarati, Damodar (1997). "Econometría básica". Santa Fé de Bogotá, Colombia. McGraw-Hill.
- Hartwick, P. & Hartwick, J. (1974): "Efficient Resource Allocation in a Multi-nucleated City with Intermediate Goods", *Quarterly Journal Economics*, 88, pp. 340-352.
- HEIKKILA, E., GORDON, P., KIM, J.I., PEISER, B., RICHARDSON, H.W. & DALE-JOHNSON, D. (1989): "What happened to the CBD-Distance Gradient?: land values in a polycentric city", *Environment and Planning A*, 21, pp. 221-232
- HENDERSON, J.V. & MITRA, A. (1996): "The New Urban Landscape: Developers and Edge Cities", *Regional Science & Urban Economics*, 26, pp. 613-643.
- HENDERSON (1974) The Sizes and Types of Cities, *American Economic Review*, 64, pp. 640-657.
- HEIKKILA, E., GORDON, P., KIM, J.I., PEISER, B., RICHARDSON, H.W. & DALE-JOHNSON, D. (1989): "What happened to the CBD-Distance Gradient?: land values in a polycentric city", *Environment and Planning A*, 21, pp. 221-232
- HOTCHKISS, D. y M. WHITE (1993) "A simulation model of a decentralized metropolitan area with two-worker, 'traditional' and female-headed households" *Journal of Urban Economics* nº 34, pp. 159-185.
- Isard, W., "Gravity and Spatial interaction models" *Methods of interregional and regional analysis*, UK, 1971, MIT 1era edición, pp 490
- Kahn, Matthew E. (1995). "A revealed preference approach to ranking city quality of life". *Journal of Urban Economics*, número 38, páginas 221-235.
- Kelejian H. y I. Prucha, (1999). "A Generalized Moments Estimator for the Autoregressive Parameter in a Spatial Model", *International Economic Review* 40, pp 509-533
- H. Kelejian y D. Robinson, (1993). "A Suggested Method of Estimation for Spatial Interdependent Models with Autocorrelated Errors, and an Application to a County Expenditure Model", *Papers in Regional Science* 72, pp 297-312
- KRUGMAN, P.(1992) "Geografía y comercio" 1era Edición, en castellano, Anthony Bosch Editores, Barcelona.
- KRUGMAN P.(1995)"Desarrollo, geografía y teoría económica",1era Edición, en castellano, Anthony bosch Editores, Barcelona.
- KRUGMAN, P. (1997): "La Organización espontánea de la economía." 1era Edición, en castellano, Anthony bosch Editores, Barcelona.
- Lancaster, K. J. (1966). "A new aproach to consumer theory" *Journal of Political Economy*, número 74, páginas 132-156.

- Le Roy Miller, Roger y Roger E. Meiners (1990). "Microeconomía", tercera edición. Bogotá, Colombia. McGraw-Hill.
- Lira, Ricardo (1977). "Precios implícitos de características de viviendas en Santiago". Cuadernos de economía, número 44, páginas 67-90. Santiago, Chile. Pontificia Universidad Católica de Chile.
- MARTORI, J.C. y J. SURIÑACH (2002) "Urban Population Density Functions: The Case of the Barcelona Region" Documents de Recerca Universitat de Vic nº 6, pp. 1-18.
- MC CANN, P.(2006) "Urban and Regional Economics" Oxford University Press, Oxford UK.
- MCDONALD, J.F. (1987): "The Identification of Urban Employment Subcenters", Journal of Urban Economics, 21, pp. 242-258.
- MCDONALD, J.F. (1989) Econometric studies of urban population density: A survey, Journal of Urban Economics, 26, pp. 361-385.
- MCDONALD, J.F. & MCMILLEN, D.P. (1990): "Employment Subcenters and Land Values in a Polycentric Urban Area: the Case of Chicago", Environment and Planning A, 22, pp. 1561-1574.
- MCDONALD, J.F. & MCMILLEN, D.P. (2007): "Urban economics and real estate: theory and policy", Blackwell, Malden MA, Boston USA. PP 640.
- McDONALD, J.F. y D.P. McMillen (1998) "Land values, land use, and the first Chicago Zoning Ordinance" Journal of Real Estate Finance and Economics Vol. 16, nº 2, pp. 135-150.
- MCDONALD, J.F. & PRATHER, P.J. (1994): "Suburban employment centres: The case of Chicago", Urban Studies, 31, pp. 201-218.
- MCMILLEN, D.P. (1996): "One Hundred Fifty Years of Land Values in Chicago: A Nonparametric Approach", Journal of Urban Economics, 40, pp. 100-124.
- MCMILLEN, D.P. (2001): "Non-Parametric Employment Subcenter Identification", Journal of Urban Economics, 50, pp. 448-473.
- MCMILLEN, D.P. (2003): "The return of centralization to Chicago: Using repeat sales to identify changes in house price distance gradients", Regional Science and Urban Economics, 33, 287-304.
- MCMILLEN, D.P. (2004): "Employment densities, spatial autocorrelation, and subcenters in large metropolitan areas", Journal of Regional Science, 44, pp. 225-243.
- McMILLEN, D.P. (2003) "Identifying Subcentres Using Contiguity Matrices" Urban Studies Vol. 40, nº 3, pp. 57-69.
- MCMILLEN, D.P. & LESTER, T.W. (2003): "Evolving subcenters: employment and population densities in Chicago, 1970–2020", Journal of Housing Economics, 12, pp. 60-81.

- MCMILLEN, D.P. & MCDONALD, J.F. (1997): "A Nonparametric Analysis of Employment Density in a Polycentric City", *Journal of Regional Science*, 37, pp. 591–612.
- McMILLEN, D.P. y S.C. SMITH (2003) "The number of subcenters in large urban areas" *Journal of Urban Economics* nº 53, pp. 321-338.
- MUÑIZ, I., GALINDO, A. & GARCÍA-LÓPEZ, M.A. (2003): "Cubic Spline Density Functions and Satellite City Delimitation: The Case of Barcelona", *Urban Studies*, 40, pp. 1303-1321.
- MUÑIZ, I. & A. GALINDO (2001); "Estructura Metropolitana y Funciones de Densidad Residencial: El Caso de la Región Metropolitana de Barcelona"; Working Paper 01.03; Departament d'Economia Aplicada; UAB.
- MUÑIZ, ET AL, (2003 a) "¿Es Barcelona una ciudad policéntrica?"; Working Paper 03.09; Departament d'Economia Aplicada; UAB.
- MUÑIZ, ET AL,(2005) "Descentralización, integración y policentrismo en Barcelona"; Working Paper 05.05; Departament d'Economia Aplicada; UAB.
- MUÑIZ, I., A. GALINDO y M.A. GARCIA (2003 b) Cubic Spline Population Density Functions and Satellite City Delimitation: the Case of Barcelona, *Urban Studies*, 40, pp. 1303-1321.
- MUTH, R. (1969). *Cities and Housing*. Chicago: University of Chicago. Chicago, Illinois, Estados Unidos.
- O'SULLIVAN A. (2007) "Urban Economics" 6ta Edición, Mc graw Hill, Nueva York.
- ODLAND, J. (1978): "The Conditions for Multi-center Cities", *Economic Geography*, 54, pp. 234-244.
- Ord, K. (1975). Estimation Methods for Models of Spatial Interaction, *Journal of the American Statistical Association* 70, pp120-126
- Ramírez, J, *Análisis cuantitativo de la economía regional, Modelos econométricos regionales*. Publicación ETAT, IDG, Madrid, 2005
- ROCA J. (1988) "La Estructura de valores urbanos un análisis teórico-empírico, 1era edición, Instituto de Estudios de Administración Local, Madrid.
- ROCA J. Marmolejo, C. Moix, Montserrat (2007), "Estructura Urbana y Policentrismo. Hacia una redefinición del concepto", Inédito, Centro de política de suelo y valoraciones, Universidad Politécnica de Cataluña.
- ROCA, J., MOIX, M. (2005): "The Interaction Value: Its Scope and Limits as an Instrument for Delimiting Urban Systems", *Regional Studies*, 39, pp. 359-375.
- Rosen, Sherwin (1974). "Hedonic pricing and implicit markets: product differentiation in pure competition". *Journal of Political Economy*, volumen 82, número 1, páginas 34-55.

- ROSS, S y J. YINGER (1995) "Comparative static analysis of open urban models with a full labor market and suburban employment" *Regional Science and Urban Economics* n° 25, pp.575-605.
- SHEARMUR, R. & COFFEY, W.J. (2002): "A Tale of Four Cities: Intrametropolitan Employment Distribution in Toronto, Montreal, Vancouver, and Ottawa-Hull, 1981-1996", *Environment and Planning A*, 34, pp. 575-598.
- SMALL, K. A. & SONG, S. (1994): "Population and employment densities: structure and change", *Journal of Urban Economics*, 36, pp. 292-313
- SIVITANIDOU, R. y W.C. WHEATON (1992) "Wage and rent capitalization in the commercial real estate market" *Journal of Urban Economics* n° 31, pp. 206-229.
- SONG, S. (1992): "Spatial Structure and Urban Commuting", Working Paper 117, University of California Transportation Center, Berkeley CA.
- SULLIVAN, A.M. (1986) A General Equilibrium Model with Agglomerative Economics and Decentralized Employment, *Journal of Urban Economics*, 20, pp. 55-75.
- Van Ham, Maarten (2005). "Job-related migration in the Netherlands. The role of geographical access to employment in a polynucleated urban region". *Journal of Housing and the Built Environment*, número 20, páginas 107-127.
- Vanderford, Stephanie, Yoko Mimura y Anne L. Sweaney (2005). "A hedonic price comparison of manufactured and site-built homes in the non-MSA U.S.".
- WHITE, M.J (1999) "Urban areas with decentralized employment: Theory and empirical work", en Chesire, P. & E.S. Mills (eds.) *Handbook of Regional and Urban Economics Volume 3 Applied Urban Economics*, North-Holland, pp. 1375-1412.
- ZHENG, X-P (1991); "Metropolitan Spatial Structure and its Determinants: A Case-Study of Tokyo"; *Urban Studies*; Vol. 28; N° 1; pp. 87-104.

Anexos

Modelos alternativos, resultados.

Se muestran los resultados de tres de los modelos ensayados de forma experimental para realizar una mejora a la estimación, identificación o validación de subcentros.

El primero es la segmentación de los municipios que contaban con una autocontención superior al 50% y por ende eran atractores de viajes, se realiza la estimación paramétrica por cada uno y resulta un modelo de ajuste de densidad a una función exponencial muy interesante. Sin embargo se abandono como set de candidatos ya que los municipios que no seleccionados podían presentar otras formas funcionales y el método de aplicar la misma a función a ambos subconjuntos, no tenía sustento en la literatura.

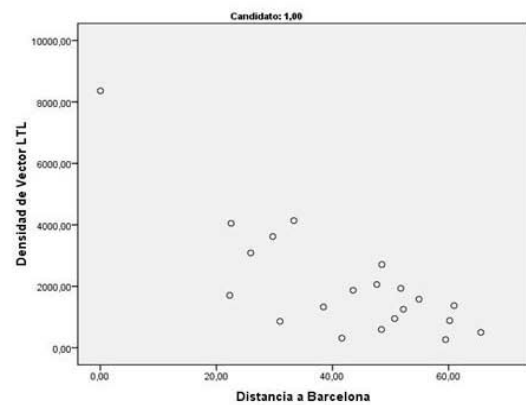
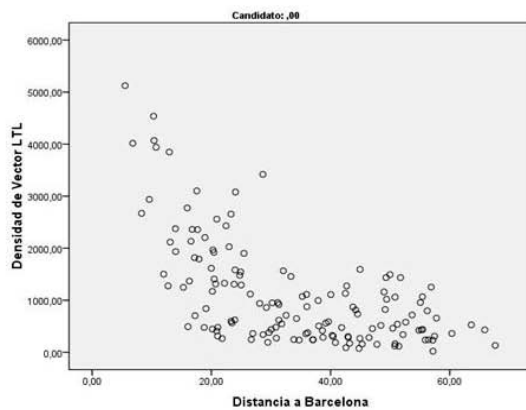
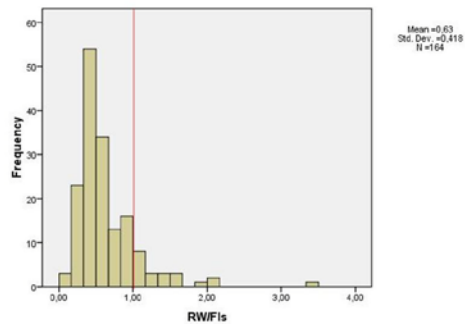
El segundo método es la generación de un modelo único de CBD, agrupando los municipios del continuo de Barcelona. Así se consideraban una sola unidad, computando todo sus LTL y considerando su superficie artificializada, Sin embargo la gran limitación de este nueva configuración es la generación de nuevas distancias, las que se calcularon en base a los centroides de cada municipio, restándole representatividad a la distancia. Este método se abandonó en desmedro de los métodos espaciales, spatial lag, ya que efectivamente el objetivo de la exploración era desarrollar un modelo que limpiara los subcentros de los municipios aledaños a Barcelona e identificara de forma paramétrica los valores subcentros alejados del CBD. Fuera de eso, se estima que esta aproximación puede ser muy beneficiosa al desarrollarse en un contexto de secciones censales o unidades territoriales de mayor precisión que las divisiones municipales.

La tercera exploración, fue el remplazo de las medidas de accesibilidad en distancias por carretera a una de accesibilidad, calculado como el la distancia funcional entre un lugar y un subcentro o entre los diferentes sitios, para explicar el precio. Si bien los resultados, son robustos en términos estadísticos, ocurre una paradoja, ya que el modelo que considera la accesibilidad a toda la RMB, explica de mejor manera los precios que solamente los subcentros. Si bien este modelo volverá a ser explorado en el futuro, en la etapa doctoral, en este momento solo seguirá siendo una paradoja.

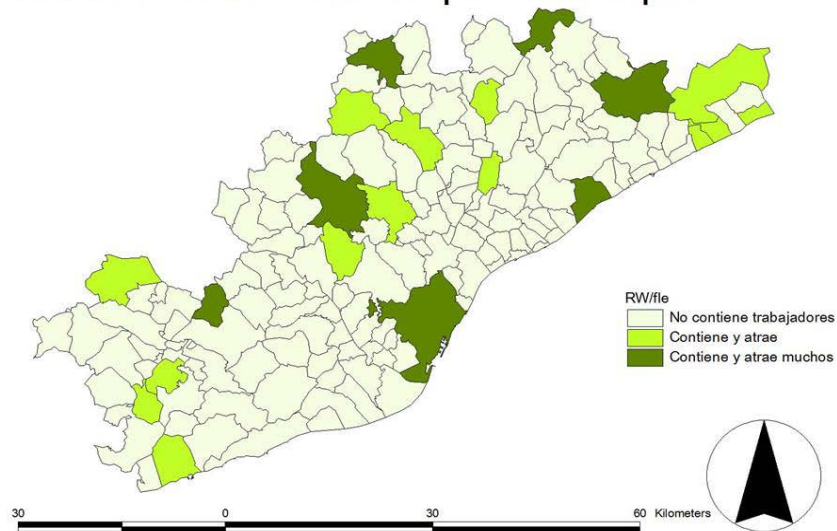
Anexo 1

Modelo separado, por condiciones de movilidad

Distribución del indicador para todas los municipios



Relación entre RW/Fle por municipio

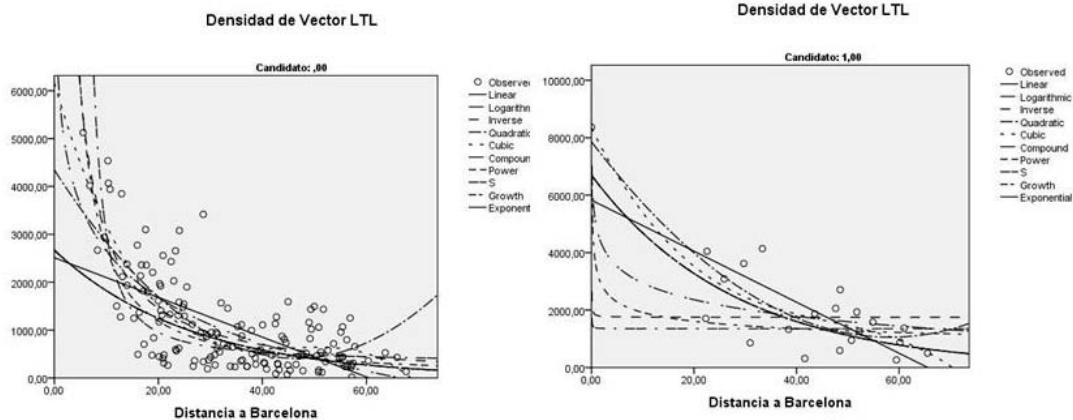


Estimación de curvas

Model Summary and Parameter Estimates

Dependent Variable: Densidad de Vector LTL										
Candidate	Equation	Model Summary					Parameter Estimates			
		R Square	F	df1	df2	Sig.	Constant	b1	b2	b3
.00	Linear	,381	86,643	1	141	,000	2511,895	-41,499		
	Logarithmic	,515	149,565	1	141	,000	5871,668	-1399,023		
	Inverse	,584	198,009	1	141	,000	-74,058	30630,369		
	Quadratic	,535	80,632	2	140	,000	4346,285	-168,942	1,812	
	Cubic	,587	65,803	3	139	,000	6160,967	-374,345	8,324	-,061
	Compound	,348	75,204	1	141	,000	2670,068	,963		
	Power	,396	92,584	1	141	,000	40809,201	-1,180		
	S	,360	79,325	1	141	,000	5,707	23,111		
	Growth	,348	75,204	1	141	,000	7,890	-,038		
	Exponential	,348	75,204	1	141	,000	2670,068	-,038		
1,00	Linear	,602	28,742	1	19	,000	5825,856	-88,801		
	Logarithmic	,694	43,170	1	19	,000	4863,893	-835,454		
	Inverse	,604	28,994	1	19	,000	1751,153	66,123		
	Quadratic	,728	24,107	2	18	,000	7859,258	-233,536	2,004	
	Cubic	,754	17,362	3	17	,000	8331,338	-358,225	6,889	-,049
	Compound	,442	15,041	1	19	,001	6695,056	,965		
	Power	,285	7,574	1	19	,013	3420,581	-,252		
	S	,208	4,989	1	19	,038	7,208	,018		
	Growth	,442	15,041	1	19	,001	8,809	-,036		
	Exponential	,442	15,041	1	19	,001	6695,056	-,036		

The independent variable is Distancia a Barcelona.



Nonlinear Regression Analysis: Parameter Estimates

Den_Vect_LTL= a * (Dist_BCN ** b) + k.

Parameter Estimates				
Candidate	Parameter	Estimate	Std. Error	95% Confidence Interval
				Lower Bound Upper Bound
.00	a	-173800,883	5545274,301	-1,114E7 1,079E7
	b	,008	,255	-,489 5,12
	k	179708,389	5548009,403	-1,079E7 1,115E7
1,00	a	-2094,322	1465,587	-6152,398 963,753
	b	,324	,140	,029 5,19
	k	9820,474	1404,059	5879,655 11779,292

Correlations of Parameter Estimates			
Candidate	a	b	k
.00	1,000	1,000	-1,000
	1,000	1,000	-1,000
	-1,000	-1,000	1,000
1,00	1,000	,981	-,859
	,981	1,000	-,748
	-,859	-,748	1,000

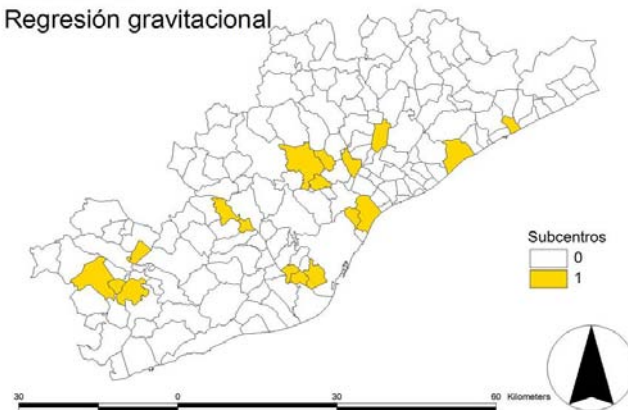
Subcentros para modelo 1 y su factor RW/fle
Autocontención superior al 50%

Sabadell	1,30
Granollers	1,04
Mataró	2,00
Vilafranca del Penedès	1,22

Subcentros para modelo 1 y su factor RW/fle
Autocontención inferior al 50%

Martorell	0,84
Badalona	0,64
Cornellà de Llobregat	0,39
Hospitalet de Llobregat, l'	0,46
Pacs del Penedès	0,29
Sant Joan Despí	0,30
Canet de Mar	0,88
Mollet del Vallès	0,47
Pla del Penedès, el	0,54
Sant Andreu de la Barca	0,70
Puigdàlber	0,39
Sant Martí Sarroca	0,47
Polinyà	0,87
Santa Coloma de Gramenet	0,34
Barberà del Vallès	0,50

Subcentros
Regresión gravitacional



Anexo 2
Modelo CBD integrado

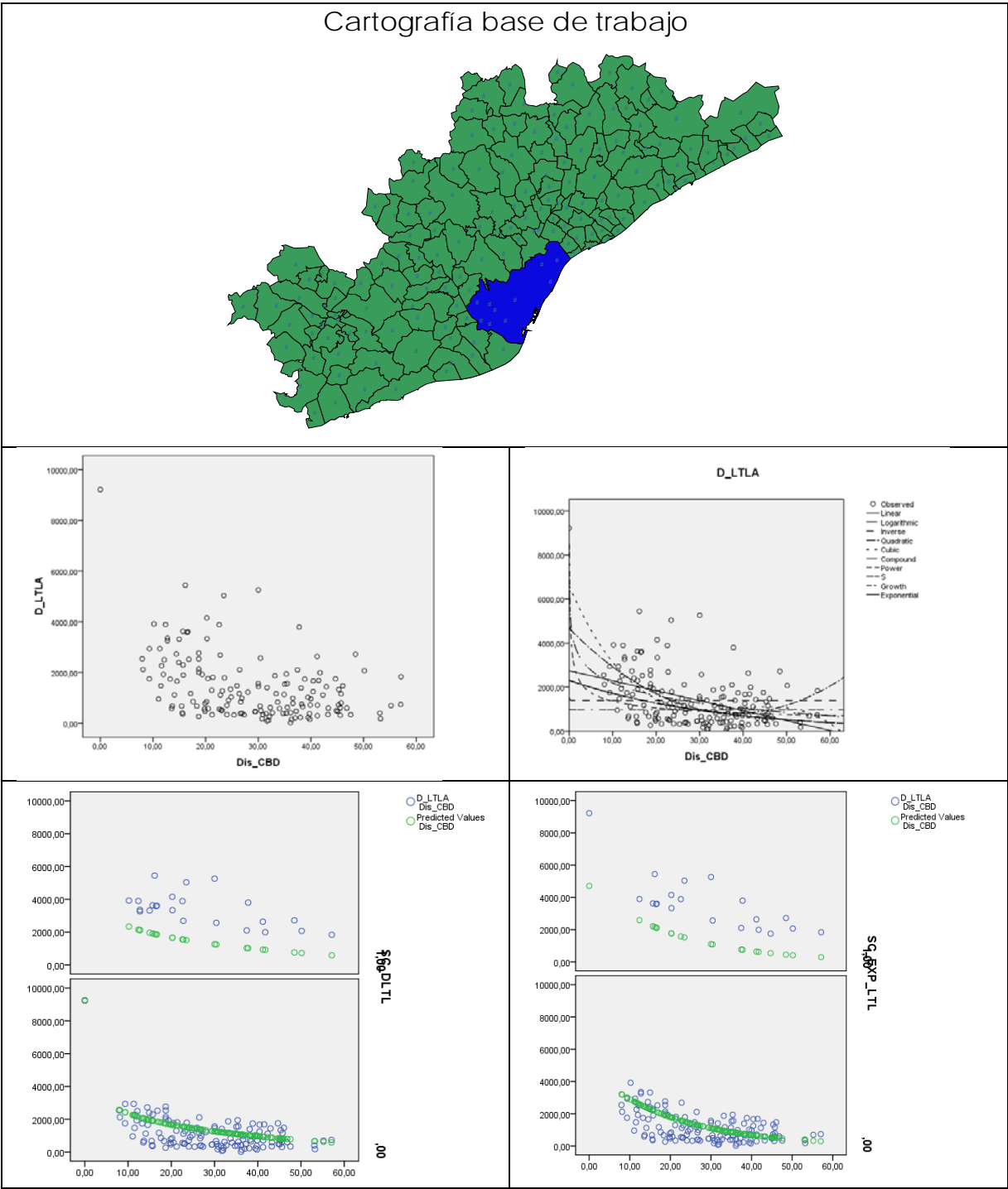


Tabla ANX 2.1
Subcentros identificados modelo CBD

Densidad LTL	Densidad Vectorial
Barberà del Vallès	Barberà del Vallès
Calella	Calella
Canet de Mar	Canet de Mar
Granollers	Granollers
Llagosta, la	Llagosta, la
Malgrat de Mar	Malgrat de Mar
Martorell	Martorell
Mataró	Mataró
Mollet del Vallès	Mollet del Vallès
Pineda de Mar	Pineda de Mar
Polinyà	Polinyà
Premià de Mar	Premià de Mar
Ripollet	Ripollet
Sabadell	Sabadell
Sant Andreu de la Barca	Sant Andreu de la Barca
Sant Boi de Llobregat	Sant Boi de Llobregat
Sant Sadurni d'Anoia	Sant Sadurni d'Anoia
Terrassa	Terrassa
Viladecans	Viladecans
Vilafranca del Penedès	Vilafranca del Penedès
Vilanova i la Geltrú	Vilanova i la Geltrú

Anexo 3

Resúmenes de modelos de accesibilidad.

Tabla Anx 3.1

Regresiones por distancia ponderada o accesibilidad

			Constante	Distancia A BCN	Distancia ponderada	Test de multicolinealidad Para distancia ponderada
		R2	k	β	β_1	
Base Inicial	Regresion Sin Subcentros	0.745	1399.48	-7.488	-	-
		-	(36,893)	(-6,787)	-	-
Set1	Regresion Exp_DTL	0.754	1308.92	-13.185	7.36	VIF= 10,905
		0.009	(25,191)	(-5,228)	(2,502)	Tolerancia=0.0902
Set2	Regresion Exp_Vector	0.754	1319.518	-11.762	5.825	VIF= 6.751
		0.009	(26,795)	(-5,759)	(2,488)	Tolerancia=0.148
Set3	Regresion Grav_DTL	0.750	1349.59	-11.85	5.400	VIF= 10.783
		0.005	(29,498)	(-4,969)	(1,915)	Tolerancia=0.093
Set4	Regresion Grav_Vector	0.753	1341.47	13.013	6.679	VIF= 11.037
		0.008	(30,137)	(-5,108)	(2,398)	Tolerancia=0.091
Set5	Guliano Y Shall	0.754	1343.78	-14.757	8.266	VIF= 16.863
		0.009	(30,802)	(-4,699)	(2,466)	Tolerancia=0.059
Set6	García López	0.755	1347.502	-14.52	7.993	VIF= 14.479
		0.010	(31,909)	(-5,002)	(2,611)	Tolerancia=0.069
Set7	RS Spatial Lag Quenn1 DTL	0.75	1338.47	-10.143	3.843	VIF= 4.986
		0.005	(26,872)	(-5,657)	(1,870)	Tolerancia=0.201
Set8	RS Spatial Lag Quenn1 Vector	0.752	1316.89	-10.99	5.07	VIF= 5.881
		0.007	(24,983)	(-5,747)	(2,227)	Tolerancia=0.170
Set9	Gravitacional Flujos	0.760	1325.36	-14.654	8.607	VIF= 10.350
		0.015	(3,243)	(3,243)	(3,43)	Tolerancia=0.097
Set10	Gravitacional LTL	0.753	1349.484	-14.977	8.278	VIF= 18.729
		0.008	(31,548)	(-4,534)	(2,401)	Tolerancia=0.053

Tabla Anx 3.2
Resumen de resultados para accesibilidad

Variable dependiente: Precio promedio 161 municipios											
		REG EXP DTL	REG EXP VEC	REG GRAV DTL	REG GRAV VEC	GULIANNNO	Garcia Lopez	Spatial Lag DTL	Spatial Lag Vector	Grav Flujos de entrada	Grav LTL
r2	Base	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4	Set 5	Set 6	Set 7	Set 8	Set 9	Set 10
ACC RMB	0.709										
Acc SS		0.652	0.624	0.657	0.653	0.672	0.657	0.609	0.618	0.637	0.714
Acc SS + BCN		0.703	0.7	0.658	0.653	0.668	0.705	0.702	0.701	0.695	0.722

Tabla Anx 3.3
Resumen de resultados para accesibilidad

Variable dependiente: LN (Precio promedio) 161 Casos municipios											
		REG EXP DTL	REG EXP VEC	REG GRAV DTL	REG GRAV VEC	GULIANNNO	Garcia Lopez	Spatial Lag DTL	Spatial Lag Vector	Grav Flujos de entrada	Grav LTL
r2	Base	Set 1	Set 2	Set 3	Set 4	Set 5	Set 6	Set 7	Set 8	Set 9	Set 10
ACC RMB	0.675										
Acc SS		0.634	0.614	0.641	0.636	0.640	0.634	0.607	0.611	0.615	0.702
Acc SS + BCN		0.676	0.676	0.642	0.636	0.652	0.675	0.679	0.677	0.666	0.696

